

Y1404820

分类号: R318.04

学校代号: 10150

UDC: 密级:

学 号: 20042148

大连交通大学
硕 士 学 位 论 文

基于脑电图信息分析的脑疲劳研究
Study of Brain Fatigue Based on the
Analysis of EEG

学 生 姓 名:	吴 镒
导 师 及 职 称:	陈志华 教授
学 科 门 类:	工学
专 业 名 称:	计算机应用技术
研 究 方 向:	计算机信息控制系统
申请学位级别:	硕士
论文答辩日期:	2008 年 6 月
学位授予单位:	大连交通大学

摘 要

脑电图 (Electroencephalogram, EEG) 数据记录的是人脑神经电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映, 是一种真正无创伤、高时间分辨率的脑功能研究手段, 目前正在逐渐成为脑研究领域的热点。通过分析脑电图数据来发现脑疲劳信息是一种切实可行的方案。

研究目的: 本文对脑疲劳引起的人脑状态变化进行讨论。通过对客观记录的受试者脑疲劳事件的脑电图数据进行系统聚类分析, 从而实现脑疲劳状态的科学判定, 并且为实现脑疲劳趋势的科学预测提供理论根据和基础实验依据。

研究方法: 选取 12 名习惯用右手、健康的人进行实验, 采用标准的脑电极导联系统, 获取受试者在安静闭眼和摄入酒精、暗算以及听力的 40 个事件的脑电图数据, 然后进行数据分析。数据分析的方法是系统聚类分析方法。程序实现采用独立设计的脑电图分析工具箱和聚类分析程序。

研究结果: 对脑电图数据聚类分析后发现, 正常状态脑电活动大致按前额部和中央、后头部、颞部得到 3 个聚类簇。摄入少量酒精后, 受试者额部电极、中央部电极以及后头部的大部分电极聚类为一个大的簇; 随着摄入酒精的增加, 该簇逐渐发生分解。进行暗算实验后, 受试者左右脑的脑电信号出现了明显差异, 形成的聚类簇大多按左右脑呈现纵向分布。进行听力实验后, 受试者左右脑的脑电信号也出现了明显差异, 聚类情况与暗算实验相似。

研究结论: 摄入少量酒精会使人前后头部脑电信号的相关性增强。同时, 由于在 4~30Hz 中通常 α 波是最强的成分, 所以在少量酒精的作用下, 前头部的 α 波在增加, α 波呈现扩大和增强的趋势。但是, 当饮酒量的持续增加以后, 原有的簇逐渐发生分解, 这说明人脑各个部位的平衡性、稳定性逐渐下降, 人脑受抑制的程度、脑疲劳程度增加。由于左脑负责数学计算和语言理解等功能, 因此, 在暗算和听广播过程中左脑会处于不同程度的疲劳状态, 导致左右脑相关性逐渐减弱, 使得聚类簇大多按左右脑呈现纵向分布。

关键字: 脑电图; 脑疲劳; 聚类分析

Abstract

The electroencephalogram (EEG) is the person's total reflection in the cerebral layer or skin of head surface of the brain nerve electrical and physiological activity. Due to having no hurt to human and having very fine time resolution, the study about EEG is the focus now. It is a very viable method that discovering the information of brain fatigue by analyzing the EEG.

AIM: Changing of brain resulting from fatigue is discussed in this paper. According to the clustering analysis on EEG data of the subjects, we can get the methods of estimating brain fatigue. Moreover, this study is also the experimental and academic groundwork for the scientific forecast of brain fatigue.

METHODS: Twelve right-handed, healthy subjects took part in the study. We get the EEG data about 44 events of closing eyes and ingesting some alcohol, counting and hearing with the standard system electrodes, and then we use clustering method to analyze the EEG data. The method of analysis is system clustering analysis. Processing and statistic analysis of EEG data has performed using EEG analysis toolbox and program of clustering analysis.

RESULTS: Result of clustering to EEG confirms that three normal clusters have gotten by frontal and center area, occipital area and temporal area. After the subjects have ingested a little of alcohol, their mostly electrodes in frontal area, center area and occipital area are clustered in a big cluster. With the volume increasing, the big cluster is gradually disassembled. After counting, the EEG data of left and right brain is obviously different, and the electrodes are mostly distributed fore and aft. After hearing, the EEG data of left and right brain is also obviously different and the results of clustering are similar to the counting's.

CONCLUSION: With having ingested a little of alcohol, the correlation between frontal area and occipital area is enhanced. It can be inferred that alpha rhythm is gradually enhanced and the area of alpha rhythm is expanded after alcohol ingestion. But with the volume increasing, the quondam cluster is gradually disassembled. It can be demonstrated that the cerebral equilibrium and stability is degressive and the degree of brain inhibition and brain fatigue is extended at the same time. The left brain answers for counting and comprehension of language, so the left brain will be in the state of fatigue during counting and hearing. It can induce that the correlation between left area and right area is degressive and the clusters are also distributed fore and aft.


Key Words: electroencephalogram; brainfat; clustering analysis


大连交通大学学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 大连交通大学 有关保护知识产权及保留、使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属 大连交通大学，本人保证毕业离校后，发表或使用论文工作成果时署各单位仍然为 大连交通大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件及其电子文档，允许论文被查阅和借阅。

本人授权 大连交通大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后应遵守此规定）

学位论文作者签名：

导师签名：

日期：2008年 5月23日

日期：2008年 5月23日

学位论文作者毕业后去向：

工作单位：

电话：

通讯地址：

邮编：

电子信箱：

大连交通大学学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢及参考文献的地方外，论文中不包含他人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 大连交通大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本人完全意识到本声明的法律效力，申请学位论文与资料若有不实之处，由本人承担一切相关责任。

学位论文作者签名：



日期： 2008 年 5 月 23 日

绪 论

1. 脑科学研究概述

脑是动物体内最重要的器官之一，是接受外界信号、产生感觉和知觉、形成意识、进行逻辑思维并发出指令的中枢。人类之所以能够主宰世界，是因为人脑的高度发达，并随着人类的进化在不断发展和完善。有关人脑研究包括神经解剖、神经生理、神经病理、神经生化、神经免疫、神经电生理，已经获得了大量有关人脑的实验数据和重要成果。虽然 20 世纪 70 年代和 80 年代初出现的计算机断层扫描(CT)、核磁共振(MRI)、正电子发射扫描(PET)等现代检测方法的应用使得我们能够从活体和整体水平来研究脑，但是对脑电信号的研究作为一种真正无创伤、高时间分辨率的脑研究方法仍然是脑功能检测和研究的重要手段，并正逐渐成为脑研究领域的热点。目前，世界许多国家已将脑的研究作为重点资助领域，美国、欧洲和日本相继启动了脑研究计划。

生物电活动是生命的本质现象之一，生物电是由细胞受刺激或兴奋而产生的，能反映器官或组织的生理或病理^[1]。当人们发现生物电现象的时候，人们就猜测脑部电活动的存在^[2]。首先在动物的大脑记录出电活动的是英国的 R.Gaton(1875)^[3]；随后，许多学者证实并记录到了脑的电流变化，但是由于受当时的技术手段限制，并没有取得可观的成果。随着技术手段的进步，1924 年 Jena 大学神经科教授 Hans Berger^[3]把两根白金针状电极通过头部外伤患者的颅骨缺损部位插入大脑皮层，在人脑中成功地记录到有规则的电活动。接着证实，通过安置于头皮上的电极同样可以记录到类似的电活动，他把这样的电活动总称为脑电图(Electroencephalogram, EEG)，同时，Berger 命名了脑电图中的基本成分 α 波和 β 波，观察描记了正常人以及癫痫、脑瘤及各类精神疾病患者的脑电图。Berger 在 1924~1929 年间确认了自己对于人类的脑电图方面的发现，并于 1929 年发表了“关于人的脑电图”的论文。1933 年 Adrian 重复了 Berger 的工作并确认了他的研究成果。从此之后，脑电图的研究在全世界范围内展开。

由于技术的限制，最初的脑电图研究方法主要是通过研究者目测完成，利用经验消除伪差和干扰，并根据脑电图波形的幅度、频率和瞬态分布等给出评价和结论。这使得对脑电图的研究停留在主观水平上，这种简单的定性分析很难在复杂多变的脑电图中直接提取具有理论价值和实际应用价值的信息。

直到 20 世纪 60、70 年代，随着计算机技术的迅猛发展，脑电图的分析研究才进入了计算机分析的阶段。这使得脑电图的定量分析有据可依，定性工作有了定量分析的支持更具有客观性。归结起来，近几十年脑电图的计算机分析研究方法主要有时域分析法、频域分析法、时频分析法及非线性动力学分析方法等。其中，时域分析在信号处理领域

内理论和实践各方面都比较成熟，是经典的分析方法。时域分析通过直接提取波形特征进行分析，比较直观。时域分析的常用方法有相关分析、方差分析以及微分、积分和直方图、峰值检测等。

从当前众多的研究进展可以看出，脑科学研究中广泛地采用了脑电图的研究方法，一个重要的原因就是脑电图的描述是一种无创伤的、具有高时间分辨率的、侧重时间上的信息传递和处理的研究方法。脑电图研究始终处于研究人脑的最前沿，其原因主要在于几个方面：

- (1) 具有很高的时间分辨率；
- (2) 多模式的评估包括幅度、极性、时间连续的、频域、相关、时频分析、高阶谱分析、非线性动力学等；
- (3) 相对低的成本；
- (4) 无创伤性测试。

目前脑电图研究中还存在一些局限性，一方面是由于信号采集系统的限制而无法实时地获得更高时间分辨率的信号，这一点随着微电子计算机技术的发展正在逐步得到解决；另一方面，更重要的是由于计算机对于采集到的大量的实时数据的处理速度还不能满足需求。因此如何利用计算机更好地及时处理高速率的实时的大量脑电图数据也是以后进一步研究的课题。

随着计算机技术的迅猛发展，应用计算机开发的各种新的脑电图方法已广泛展开，借助于计算机先进的技术，脑电图的研究对脑功能的阐明必将起着越来越重要的作用。数据挖掘的聚类分析和关联规则在脑电图研究中已被广泛应用，Patrik Wahlberg 等用模糊聚类对发作期和发作间期癫痫样波进行聚类，以自动进行决策支持发现异常放电^[4]。Themis P. Exarchos 等用关联规则和聚类分析对癫痫中的过性事件进行自动监测，对四种波癫痫波、肌肉活动、眨眼活动和突发 α 波进行关联规则的数据挖掘和分类，以提高灵敏度^[5]。随着数据挖掘技术的不断改进和提高，更合适的算法被应用到脑电图的研究中来，均取得了较好的效果。

2. 聚类分析理论概述

聚类分析 (Clustering Analysis) 是数理统计中的一种多元分析方法，在许多领域得到了广泛的应用，如(1) 生物学研究；(2) 模式识别；(3) 在地理信息系统(GIS)中，通过聚类发现特征空间来建立主题索引；(4) 空间数据分析(检测并解释空间中的簇)；(5) 图像处理；(6) 通过分析 Web 日志数据来发现相似的访问模式等。作为数据挖掘的知识模式中一种简单但很实用的工具，聚类分析能够作为一个独立的工具获得数据的分布状

况,观察每一簇数据的特征,集中对特定的聚簇集合作进一步地分析。聚类分析还可以作为其他数据挖掘任务(如分类、关联规则)的预处理步骤。

聚类(clustering)也被称作分割,就是按照某个特定的标准(一般为距离准则)把一个数据集分割成不同的类或簇(cluster),使得在同一个簇内的数据对象的相似性尽可能的大,同时不在同一个簇内的数据对象的差别尽可能的大。通过进行聚类分析,能够有效地把同一类数据聚集到一起,而不同的数据尽量分离。

簇(Cluster)是一个数据对象的集合。在同一簇中,对象具有相似性,不同簇中,对象之间是相异的。

目前在文献中存在大量的聚类算法。算法的选择取决于数据的类型、聚类的目的和应用。如果聚类分析被用作描述或探查的工具,可以对同样的数据尝试多种算法,以发现数据可能解释的结果。大体上,主要的聚类算法可以划分为:

- (1) 划分方法(partitioning method)
- (2) 层次方法(hierarchical method)
- (3) 基于密度的方法(density-based method)
- (4) 基于网格的方法(grid-based method)
- (5) 基于模型的方法(model-based method)
- (6) 基于模糊的方法(Fuzzy Clustering)

本课题中使用系统聚类法对脑疲劳数据进行分析。系统聚类法是聚类分析中应用最为广泛的一种方法,也是本课题采用的基本方法,它的基本原理和做法如下:

- (1) 首先将各样品各自形成最相似的一类;
- (2) 规定样品之间的聚类统计量(距离、相似系数),选定类间距离;
- (3) 计算并比较各类间距离,将距离最小者合并为新的一类。
- (4) 反复重复(3),每次减少一个类,直到最后 n 个样品都归为一个总类为止。

3. 课题研究背景及意义

随着社会的急剧发展,人们的生活节奏不断加快,面对失业、股市起伏、金融风暴、读书考试、家庭模式受到猛烈攻击时,不少人感到“力不从心”,出现了失眠、头痛、烦躁、精神忧郁等症状。很多人时常诉说:“活得真累”,这种累不仅是身体劳累,而更多的是脑疲劳引起的“脑累”。世界卫生组织在一份报告中说,全球忧郁症患者人数已达 2 亿人,比 70 年代多了一倍,并以越来越快的速度增长。脑疲劳还会引起更多的身心疾病,如:支气管炎、哮喘、非特异性结肠炎、心脏病、心悸、荨麻疹、原发性高血压、消化性溃疡、骨痛、失眠等等,严重影响身心健康^[6]。但是,传统的脑疲劳判断方法基本上都是以主观判断为主的,这种判断带有主观性,所以受当时大脑状态以及心

理的影响,缺乏准确性和科学性。因此,如何科学地界定脑疲劳状态进而实现脑疲劳趋势的预测已经变得日益重要。

由于脑的特殊解剖结构及病理生理特性使许多治疗和研究方法受到一定限制^[7],而脑电图的研究是一种真正无创伤、高时间分辨率的脑功能研究手段,它反映了脑组织的电活动以及脑的功能状态,对脑电信号的分析及大脑功能状态与脑电特征信号定量关系的研究,是神经精神科临床脑电检查及长时间脑电监护的迫切要求,目前也是国内外关于脑和神经科学研究的热点。

4. 课题研究的主要内容

本课题通过对通过 3 个实验,对 3 种不同的脑疲劳状态进行了研究,获取了 40 个不同事件的脑电图数据,同时使用 MATLAB 应用软件开发了脑疲劳分析系统,用以对脑电数据进行分析。该系统对不同事件下的脑电数据进行聚类分析,聚类分析的输入参数为脑疲劳事件中每个脑电极上经滤波处理后的脑电图数据,聚类分析的目的在于观察在脑疲劳事件下有哪些脑电部位发生了哪些变化,变化的程度和趋势如何。通常聚类到同一簇的电极的脑电活动是类似的,按这种方法对饮酒实验、暗算实验、听力实验的 40 个事件的脑电图数据进行系统聚类,观察不同事件的聚类结果是否有规律,从而实现脑疲劳状态的科学界定,并且为实现脑疲劳趋势的科学预测提供理论根据和基础实验依据。

正文包括 4 个部分,具体章节安排如下:

第一章介绍了脑电图研究的历史、脑电信号的产生机理、脑电诱发电位的原理、脑电信号的采集、脑电信号的分类及脑电信号特点,同时对脑电信号的处理方法进行了概括描述。

第二章介绍了聚类分析的基本知识,主要包括聚类分析的定义、聚类分析中的数据类型以及主要的聚类算法,同时重点介绍了在多元统计中广泛应用的系统聚类法,为后几章该方法的应用做好准备。

第三章介绍了三个与脑疲劳有关的实验。由于能够引起脑疲劳的事件很多,为了能够更加全面地反应脑疲劳的状态,使本课题的研究更加有效、结论更加具有普适性,本章介绍了三个与脑疲劳有关的实验,即饮酒实验、暗算实验以及听力实验,同时获取三种不同类型的脑疲劳状态数据,并着重介绍了实验的研究对象、环境和实验过程。

第四章介绍了脑疲劳分析系统的开发平台,然后介绍了脑疲劳数据处理的过程、聚类的过程以及聚类数目的确定方法,并使用脑疲劳分析系统对 3 个实验中 12 个受试者的 40 个不同的脑疲劳事件进行系统聚类分析,得到聚类结果。根据聚类结果,分别讨

论了饮酒事件、暗算事件以及听力事件 3 种脑疲劳事件中脑电活动的变化规律和趋势。最后是结论、参考文献及致谢。

第一章 脑电图的基本理论

脑电图是通过脑电极记录下来的脑细胞群的自发性、节律性脑电活动，是脑内大量神经元电活动合作与竞争的综合反映，宏观上反映脑机能状态，而脑机能状态的变化则引起脑电图的相应改变^[8]。虽然脑电信号在经过颅骨、软组织、头皮以后，会在空间上弥散开来，并和皮层其他位置上的电信号相互混合，使得头皮上记录的电信号成为大范围皮层电信号的混合，而让脑电图在空间上变得“模糊”，但它仍然是一种真正无创伤、高时间分辨率的脑功能研究手段，对受试者的影响小。对脑电信号的分析及大脑功能状态与脑电特征信号定量关系的研究，是神经精神科临床脑电检查及长时间脑电监护的迫切要求，目前也是国内外关于脑和神经科学研究的热点，具有广阔的发展前景。

1.1 脑电图研究的历史

18 世纪末，意大利解剖学家 Luigi Galvani 在解剖一只青蛙时，发现当金属刀的刀尖碰到青蛙腿上外露的神经时，蛙腿发生了抽搐现象，于是创造了术语“生物电”来描述这一现象，并由此认为肌肉活动是由电流或者是神经里的物质引起的，从而奠定了电生理学的基础。

当人们发现生物电现象的时候，人们就猜测脑部电活动的存在。最初从动物大脑记录出电活动的是英国的 Gaton(1875)，他从家兔和猴的大脑皮质记录到直流电位之类的电活动，从而开始了探索其与脑功能的关系。此后，几位科学家相继发表了关于动物大脑皮质的电活动及其对末梢神经刺激所表现出的反应等论文，但由于当时技术条件的限制，未能进一步推广这一重要的成果。Einthoven 于 1890 年发明了灵敏度较好的弦电流计，应用这种装置使心电图的研究有了较快的发展。由于使心肌收缩的电位是 1mV 以上，即使不放大也能够驱动弦电流计偏转。然而脑电活动远比此电位低，如果不使用放大器，脑电活动是不足以驱动弦电流计的，因此脑电活动的研究是从使用弦电流计开始，直到电子管放大技术水平到了实用阶段才得以实现。最初使用弦电流计研究脑电活动的是 Pravicz Neminski(1913)，他通过刺激狗的坐骨神经记录到皮质的电活动。Cybulski 和 Mocieszyna(1919)使用弦电流计重复并确认了 Pravicz Neminski 等的研究。Pravicz Neminski(1925)将狗的自发性电活动称作大脑电图(electrocerebogram)，并在其上描述到 10~15Hz 的第一频段的波与 20~30Hz 的第二频段的波，这就是以后 Berger(1929)在人脑电图记录到的与之相对应的 β 波。

最先记录并正确地描述人的脑电活动的是 Jean 大学的精神科教授 Hans Berger。他于 1924 年着手于人的脑电活动的研究。他把两枚白金针电极从患者颅骨缺损部位插向

大脑皮质，成功地从人脑记录到规律的电活动。接着他确认了即使不将电极插入大脑皮质，而在头皮上安放电极也可以记录到这样的电活动。他首先把正常人在安静闭眼时主要出现在枕、顶部的 10Hz、50 μ V 左右的规则的正弦波命名为 α 波；而当受试者睁开眼注视物体时，波就消失，出现 18~20Hz、20~30 μ V 的波，把这种波命名为 β 波，并把这样的脑电活动称为脑电图。Berger 在 1924~1929 年间，确认了自己对于人类脑电图方面的发现，此后他发表了关于脑电图的 14 篇论文，其中对正常人的脑电图以及癫痫、脑肿瘤、其他精神疾病的脑电图等现代脑电图学研究的大部分问题都进行了广泛的观察与记录。他研究所得的结论是^{[3][9]}：

(1) 人脑具有电活动；

(2) 这种电活动来自神经细胞；

(3) 正常脑电波具有类似正弦波的节律，频率一般在 1~60Hz 范围内，成人则以 100Hz 为主；

(4) 正常成人在清醒时脑电活动的最大幅度为 100 μ V，主要振幅为 10~50 μ V；

(5) 脑电图受年龄、感觉刺激、疾病、身体的生理、生化条件等的影响而变化。

1933 年，获得诺贝尔奖的英国优秀生理学家 Adrian 重复了 Berger 的工作并确认了他的研究成果，从此之后，脑电图的研究在全世界范围内展开。

脑电图不仅用于研究方面，而且作为诊断癫痫、脑肿瘤及其他精神疾病的有力手段，所起的作用与 X 线检查、心电图检查一样，成了临床诊断的方法之一。1934 年，Gibbs 夫妇在美国波士顿市立医院开设了脑电图检查室。1935 年，Gibbs、Davis、Lennox 等哈佛学派发现，在癫痫小发作的患者发作时显示 3Hz 棘慢波，可能存在与临床症状相对应的特异的脑电图所见。Walter (1936) 进一步拓展了脑电图在临床诊断方面的应用。1937 年，Schwab 在马萨诸塞总医院设立了两道的脑点图仪为患者检查。50 年代后，随着电子计算机技术的迅猛发展，又出现了动态脑电、脑电图分析设备，显著改善了人们从脑电图中提取信息的效率和能力。近年来，随着头颅 X 射线、计算机断层扫描(CT)、核磁共振(MRI)、正电子发射扫描(PET)等现代检测方法的应用，使得我们能够从活体和整体水平来研究脑，但是对脑电信号的研究作为一种真正无创伤、高时间分辨率的脑研究方法仍然是脑功能检测和研究的重要手段。

目前，国内外有关脑电图这一课题的研究日益增多，研究方法也日益完善，已经有很多方法应用于此。20 世纪 60、70 年代，随着计算机技术的迅猛发展，脑电图的研究摆脱了必须通过研究者目测完成，利用经验消除伪差和干扰，并根据脑电图波形的幅度、频率和瞬态分布等给出评价和结论的传统方法，进入了计算机分析的阶段，这使得脑电图的定量分析有据可依，定性工作有了定量分析的支持更具有客观性。归结起来，近几

十年脑电图的计算机分析研究方法主要有以下几种：时域分析法，频域分析法，时频分析法(包括小波分析)及非线性动力学分析方法等。其中，时域分析在信号处理领域内理论和实践各方面都比较成熟，是经典的分析方法。时域分析通过直接提取波形特征进行分析，比较直观。时域分析的常用方法有相关分析、方差分析以及微分、积分和直方图、峰值检测等。

从当前众多的研究进展可以看出，脑科学研究中广泛地采用了脑电图的研究方法，一个重要的原因就是脑电图的描述是一种无创伤的、具有高时间分辨率的、侧重时间上的信息传递和处理的研究方法。脑电图研究一直以来始终处于研究人脑的最前沿，其原因主要在于这样几个方面^[10]：

- (1) 具有很高的时间分辨率；
- (2) 多模式的评估,包括幅度、极性、时间连续的、频域、相关、时频分析、高阶谱分析、非线性动力学等；
- (3) 相对低的成本(远远低于 fMRI, PET 的投入)；
- (4) 无创伤性测试。

但是，目前脑电图研究中还存在一些局限性，一方面是由于信号采集系统的限制而无法实时地获得更高时间分辨率的信号，这一点随着微电子计算机技术的发展正在逐步得到解决；另一方面，更重要的是由于计算机对于采集到的大量的实时数据的处理速度还不能满足需求。因此利用计算机如何更好地及时处理高速率的实时的大量脑电图数据也是需要以后进一步研究的课题。

1.2 脑电信号的产生机理

1.2.1 人脑的基本结构和功能

人类的中枢神经系统包括脑和脊髓两个部分，在人体中，大脑是最复杂的器官。大脑由大脑纵裂分为左右半球，每一个大脑半球有背外侧面、内侧面、基底面，其间有许多沟、裂和回，横越大脑纵裂的大片中央连合白质的是胼胝体。大脑半球按照原有的沟裂和假设界线，可以分为额、颞、顶、枕 4 叶^[1,2]。如图 1.1 所示。

脑的各部分承担着不同的功能，并有层次上的差别。

- (1) 额叶主要包括的功能区有：运动中枢、书写中枢、眼球辅助运动中枢和运动性语言中枢；
- (2) 颞叶主要是听觉中枢；
- (3) 顶叶主要包括的功能区有：感觉中枢、听觉性语言中枢及视觉性语言中枢；
- (4) 枕叶主要是视觉中枢。

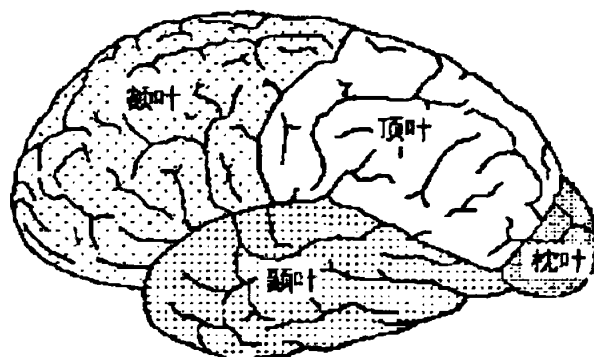


图 1.1 大脑半球的基本组成

Fig.1.1 Hemisphere basal composing of human

脑的任何部分都与大脑皮层有联系，通过这种联系，把来自各处的信息汇集在大脑皮层进行加工、处理。人脑的表面积大约有 2500 cm^2 ，脑的平均质量为 1400 g ，脑皮质包含感觉反应区，精确控制身体各部肌肉运动的区域。脑的纵向沟将其分为左右两个半球，左脑感知和支配身体右侧，右脑感知和支配身体左侧。构成脑的最佳估计是约为 10000 亿个神经和神经胶质细胞，相当于整个银河系星体的总数，其中神经胶质细胞是神经细胞的 10~50 倍，有 1000~100000 种不同类型。这个巨量的群体通过树突、轴突、各类介质和生物电荷以其绝妙的方式互连为一体，形成一个及其复杂的结构，发挥着绝妙的功能。这是人类认识史上所接触的最为复杂的结构。所以，人脑是世界上最复杂的物质，它是人类智能与高级精神活动的生理基础。

1.2.2 神经元结构和神经元电活动

神经元 (Neuron) 是脑中处理信息的基本单元，大脑皮质中与功能有关的神经元主要是位于皮质层的锥体细胞。神经元存在多种形态，其机能也不完全相同，但是其一般形态基本相似。神经元的结构一般可分为两部分：细胞体 (Cell body) 以及由它发出的一个轴突 (Axon) 和多个树突 (Dendrite)，如图 1.2 所示。

神经元的胞体一般只发出一根轴突 (神经纤维)，胞体发出轴突的部位称为轴丘，轴丘是动作电位产生的部位，刚好从胞体发出轴突末髓鞘 (Myelin sheath) 包被，随后整个轴突都由髓鞘所包裹。轴突的末端脱去髓鞘后反复分支，每一个分支的末端膨大，称为突触末，这是神经元之间传递信息的装置。轴突末端和另一个细胞的树突或胞体等相接触的部位，称为突触 (Synapse)，大部分突触集中在细胞体和树突基部，部分突触集中在顶树突。发出信息的神经元称为突触前细胞 (Presynaptic neuron)，而接受信息的神经元称为突触后细胞 (Postsynaptic neuron) [11]。

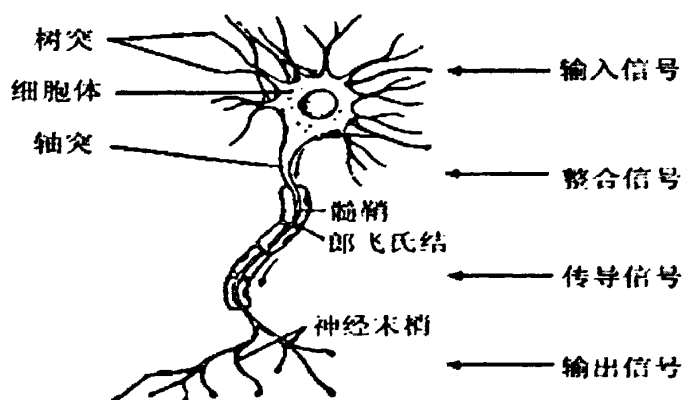


图 1.2 神经元的结构示意图

Fig. 1.2 Sketch map of neuron's structure

神经元的胞体和所有细胞体一样由细胞膜、细胞质、细胞器和细胞核构成。树突是胞体向外生长的树状突起，其内容物和胞体大致相当。神经元的胞体可以发出许多根树突，这些树突又可以向外生长反复分支和变细，在树突的小分支上有大量的细刺状突起，称为“棘”，是和其它神经元具有机能性连接的部位。树突主要用于接受其它神经元来的信息，在胞体综合以后，从轴突传向下一级神经元。信息也可以在树突这一层次进行传递，即由树突接受信息，然后再由树突传出，而不必从轴突或胞体传出^[12]。

神经纤维和细胞体在兴奋过程中产生波顶尖锐的动作电位，如图 1.3 所示，它服从“全或无”定律^[2]。所谓“全或无”定律是指：

(1) 动作电位不随刺激强度的变化而变化，只要刺激达到阈值以上，不论强度如何，引起同样大小的动作电位；

(2) 动作电位的传导是不衰减的，动作电位产生后，一般可以毫不衰减的传遍整个细胞膜。

由树突产生的电位，通常周期较长，电位可以叠加，不服从“全或无”定律。

当神经元活动时，有微弱的电流在神经系统产生。神经元不同部位的电活动特点并不完全相同，总的来说一个神经元可产生四种信号：输入、整合、传导和输出信号。大多数情况下，树突接受传入信息，传向细胞体，轴突把信号输出到另一个细胞^[13]。

生物电信号主要分为静息电位、动作电位和局部电位，其本质是离子跨膜流动而不是电子的流动。如果将人脑与电子计算机比较，静息电位相当于 0(断电)，动作电位相当于 1(通电)，而局部电位是神经系统分析整合信息的基础，也是人脑优于电子计算机的本质所在。神经元的电活动是由细胞膜的电特性决定的。神经细胞在不活动的时候，

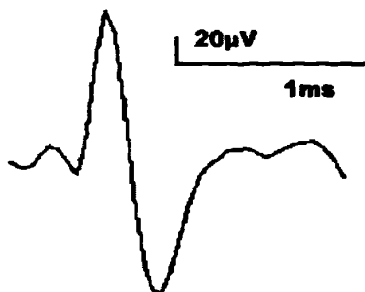


图 1.3 神经元动作电位
Fig. 1.3 Action potential of neuron

细胞膜处于极化状态，若细胞膜外电位为零，则膜内电位约为 $-50\sim-70\text{mV}$ ，称为静息电位（resting potential），其功能主要是为产生动作电位（action potential）作准备。当给神经元细胞一个足够大的刺激去极化时，即可记录到一个持续 $1\sim 2\text{ms}$ 的沿轴突波形传导的峰形电位，称为动作电位。动作电位上升到顶端后即开始下降，产生一些小的超极化波动后恢复到静息电位水平。神经细胞的静息电位是 -70mV ，由膜两边方向向内的钠离子和方向向外的钾离子的浓度差来维持^[14]。动作电位从神经细胞的轴突传播到神经细胞的突触，释放出神经传递素。神经传递素结合到突触后神经细胞的配体运行通道导致离子通透性的变化，同时伴随着膜电位的变化，所产生的膜电位被称为突触后电位。

1.2.3 脑电信号的产生

人脑内的信息传递是通过细胞间的电流活动来实现的。人脑内的细胞基本上分为两类：树状细胞和星状细胞，如图 1.4 和图 1.5。星状细胞的电流方向呈星状，所以各方向的电流相互抵消，无法形成有效可以测量到的电流信号。而树状细胞的电流具有单一方向，当大量树状细胞平行排列时会形成一个较强的电场。人脑内的大脑皮质内具有大量垂直于皮质外壳的电流，除了一部分抵消以外，大量平行的树状细胞形成了一个能够在头皮外足以测量到的电场。

严格地讲，脑电信号能够在多种不同的水平上被检测出来，从直接在脑内神经元及突触上（用微电极），到大脑皮层（用硬膜下电极），到仅在头骨（用硬脑膜上电极），到皮肤表面（用头皮电极）。根据电极放置方式的不同，脑电图分为头皮脑电图、皮层脑电图及深部脑电图。其中头皮脑电是大脑神经电活动产生的电场经容积（由皮层、颅骨、脑膜及头皮构成）传导后在头皮上的电位分布。皮层脑电图是指在开颅手术时将电极放置在大脑皮层描记下来的脑电图。深部脑电图是指皮层下各种结构的电活动的记录。我们研究的是常规脑电图，即头皮脑电图，本文中所指的脑电图就是常规的头皮脑

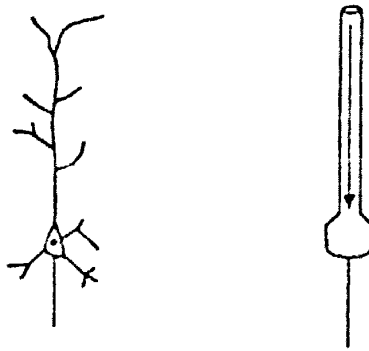


图 1.4 树状细胞结构示意图

Fig. 1.4 Sketch map of dendritic cell

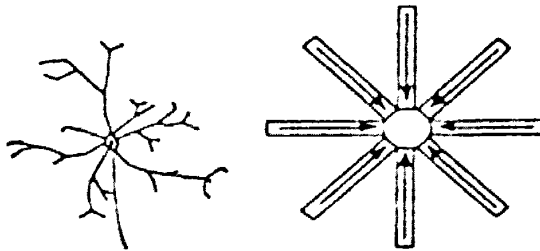


图 1.5 星状细胞结构示意图

Fig. 1.5 Sketch map of stellate Cell

电图，是无创伤性的检测脑电的常规方法所得到的客观真实的脑电图。脑电图就是通过电极所记录到的电极周围 1 厘米至几厘米范围内各神经细胞电活动的综合反应。脑神经细胞无时无刻不在进行自发性、节律性、综合性的放电活动，这种持续的电活动被称为自发脑电活动。在脑表面的脑电波强度可以达到 10mV；而从头皮描记的只有 100 μ V 的较小的振幅，一般为 10 μ V~50 μ V，其频率范围为 0.5Hz~100Hz。客观记录所得的 10 导联电极的脑电图如图 1.6 所示。

研究发现脑的功能源于其结构，人脑结构的原则就是执行同一功能的神经元倾向于集中在一起，中枢内神经元集中部位称为灰质，传导束则为白质。皮层是大脑表面几个毫米厚的一层灰质，皮层灰质的整体结构是非常简单划一的，可以分为六层细胞，其中第四层和第六层是感觉传入点，第五层和第三层是输出点。灰质中的神经元排列是极有规律的，其顶树突伸向皮层表面，大约 100 或更多的神经元组成 30~100 μ m 垂直于皮层表面的小圆柱，几百个小圆柱又构成 0.5~1 mm 的大圆柱。这些柱状体相互重叠形成功能模块。可以认为，某一功能柱中的神经元同时放电所产生的电流是脑电信号的信号源^[5]。

总之，EEG 按照以下机理形成：安静时，锥体细胞的顶树突和细胞体的整个细胞膜处于极化状态，当一个冲动传到细胞一端时，则引起该端的去极化，细胞两端之间的电位差可产生一个双极电场系统，电流由一端向另一端。假如这时有一个电极放在顶树突的头皮区，另一个电极放在距离电场较远的地方，顶树突为负相，远离电场的一方为正相，按常规导联的方式，这个导程的记录笔向基线以上移动；如果胞体端因发生兴奋性突触后电位而去极化时，这时的电流从顶树突端向胞体移动，放在顶树突头皮区的电极带正电，记录笔向基线以下移动。头皮上记录到的电位变化(即 EEG)实际上是许多这样的双极电场总和而形成的。

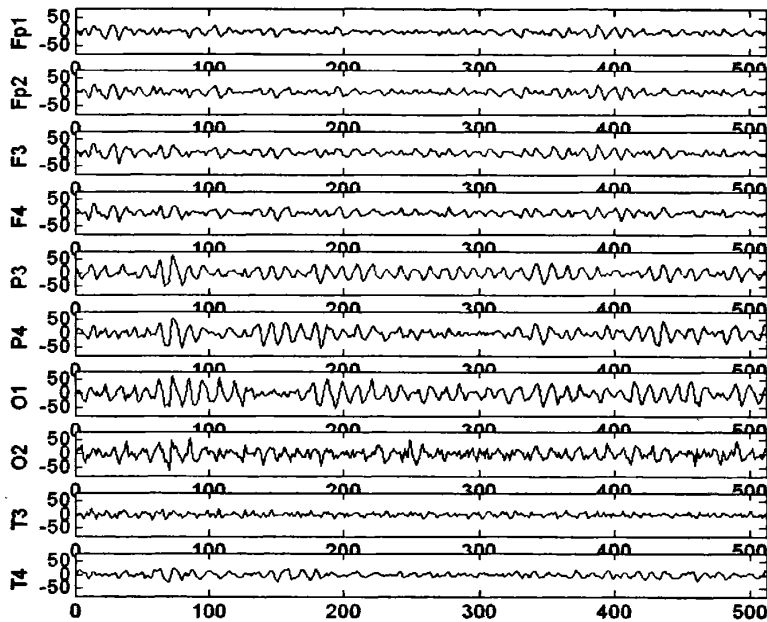


图 1.6 脑电图

Fig. 1.6 Electroencephalogram (EEG)

1.3 脑诱发电位

脑诱发电位 (Brain Evoked Potential, BEP) 是与脑电图的自发性节律相对应的，从广义上说，可以认为是任何外部刺激或者感觉通路的不同部分受到刺激时，在脑部引出的电位变化^[1]。现在所说的脑诱发电位通常是特指用特定的感觉、视觉或者听觉刺激，通过特定的神经传导通路，在大脑的相应部位形成的电位信号。

一般将脑诱发电位简称为诱发电位。其发现较晚,直到二十世纪 40 年代末,美国学者 Dawson 才观察到了最初的诱发电位波形,这是由于诱发电位幅度非常低(一般为 0.3--201V),常常被埋在相对幅度较高(30--100uV 左右)的脑自发电位中而无法识别。Dawson 将多次刺激引起的脑电变化在示波器上重叠拍摄在一张照片上,才观察到了诱发电位。

随着技术手段的进步,出现了机械式诱发电位的叠加平均装置和电子式及采用计算机技术的诱发电位自动叠加平均设备,才比较完善的解决了诱发电位的提取问题。但是,这一方法仍然存在许多缺陷和不足,诱发电位的快速提取技术仍然式现在研究的一个重要领域。诱发电位信号波峰的潜伏期和波幅变化与一系列的疾病和生理状态有着直接的对应关系,目前,通过对诱发电位信号的分析,可以对脑血管疾病、帕金森病、昏迷、脑死亡、发育迟缓、听觉、视觉障碍等作出准确的诊断^[1, 15, 16]。

1.4 脑电信号的采集

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 1.7 所示。

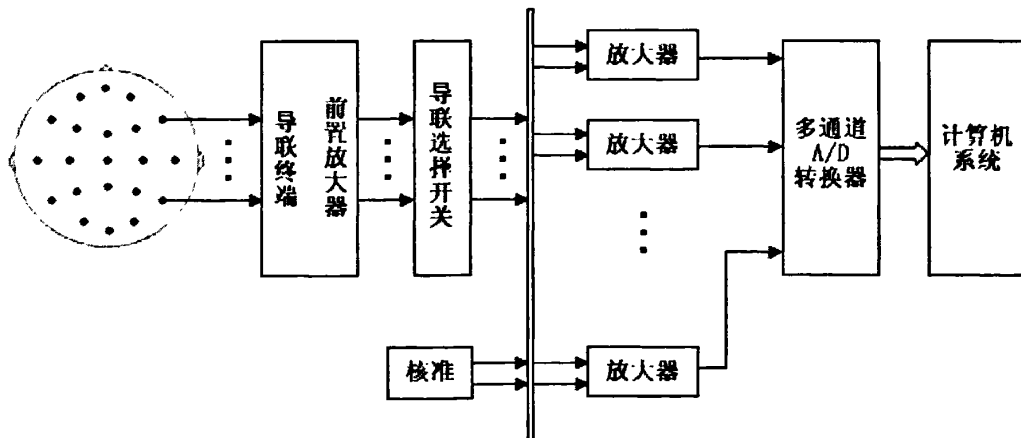


图 1.7 脑电图仪框图

Fig. 1.7 The diagram of electroencephalograph

脑电图记录至少要有两个电极分别接入脑电图机的两个输入接头，两个电极间的电位差被记录下来就是脑电图。脑电图的导联法通常有参考电极电联法、特殊参考电极导联法、发生源导联法、链式双极导联法等。图 1.1 所示为脑电图仪电极分布示意图。记录脑电时，将若干电极放置在头部相应位置，确保电极与头皮接触良好，接触电阻一般要求小于 $5\text{k}\Omega$ 。一般在电极和皮肤之间还要加上导电膏以降低接触电阻。电极之间的电位差就是我们需要的脑电信号。因为这个电位差很小，大约几十 μV 。需要用放大器放大。这就要将各电极连接到放大器相应接口。由于脑电信号是电极之间的电位差，选取哪几个电极之间进行差值就变得相当重要。根据选取方法的不同，可以将脑电记录分成两类：一类是单极记录，选取一个电极为参考电极，有时也使用几个电极的平均电位为参考。记录各电极与参考电位之间的电位差，各电位差随时间的变化过程就是各电极位置记录到的脑电图。另一类是双极记录，这是将两个邻近的电极作为一组，测量这两个电极之间的电位差，将此差值作为脑电信号^[17]。放置于头皮上的许多电极可以分成许多组，同时测量每组内的电位差就可以得到多导脑电信号。如果有一个局域性的电位变化，那么用双极记录方法可以比较好的定位。因此双极记录方法经常被用于异常的，病理性的脑电波定位。选取的参考电极处脑电活动应尽可能小，经常使用的位置有耳垂、乳突。选取一侧上述位置作为参考时，同侧的电极记录到的波幅会整体下降，因而我们采用两侧耳垂电位的平均作为参考，这可以有效避免两侧不对称的情况。另一种比较好的方法是取全部电极的平均作为参考。

脑电的电极放置方法有很多种，如 Montreal、Cohn、Gibbs 法，但目前应用得最多的是国际脑电图学会规定的 10/20 系统标准电极安装法^[2]，即额极中点至鼻根的距离和枕点至枕外粗隆的距离各占此连线全长的 10%，其余各点均以此连线全长的 20%相隔。这就是 10-20 系统名称的来源。其放置方法如图 1.8 所示。

前后位：从鼻根至枕外隆凸尖取一连线，然后在此连线上由前至后依次标出 5 点，分别命名为额极点 (Fpz)、额点 (Fz)、中央点 (Cz)、顶点 (Pz) 及枕点 (Oz)，Fp 至鼻根和 O 点至枕外隆凸尖的距离均占此连线全长的 10%，其余每间隔占 20%。

中横位：从左耳前点通过 Cz 至右耳前点取一连线，在此连线上由左至右依次标出 5 点，左颞点 (T3)、左中央点 (C3)、中央点 (Cz)、右中央点 (C4)、右颞点 (T4)，T3 与左耳前点和 T4 与右耳前点均占此连线全长的 10%，其余每间隔占 20%。

侧位：从额极点 (Fpz) 向后通过 T3、T4 点至枕点 (Oz) 分别取左和右侧连线，然后在此连线上由前至后对称地标出左额极点 (Fp1)、右额极点 (Fp2)、左颞前点 (F7)、右颞前点 (F8)、左颞后点 (T5)、右颞后点 (T6)、左枕点 (O1)、右枕点 (O2)，

Fp1、Fp2 至 Fp 和 O1、O2 至 O 的距离各占单侧连线全长的 10%，其余各点均以此连线全长的 20%相隔。

其余电极：左额点（F3）、右额点（F4）分别位于左额前点（F7）、右额前点（F8）与额点（Fz）连线的中点，左顶点（P3）、右顶点（P4）分别位于左额后点（T5）、右额后点（T6）与额点（Fz）连线的中点。左右耳垂电极分别用 A1、A2 表示。

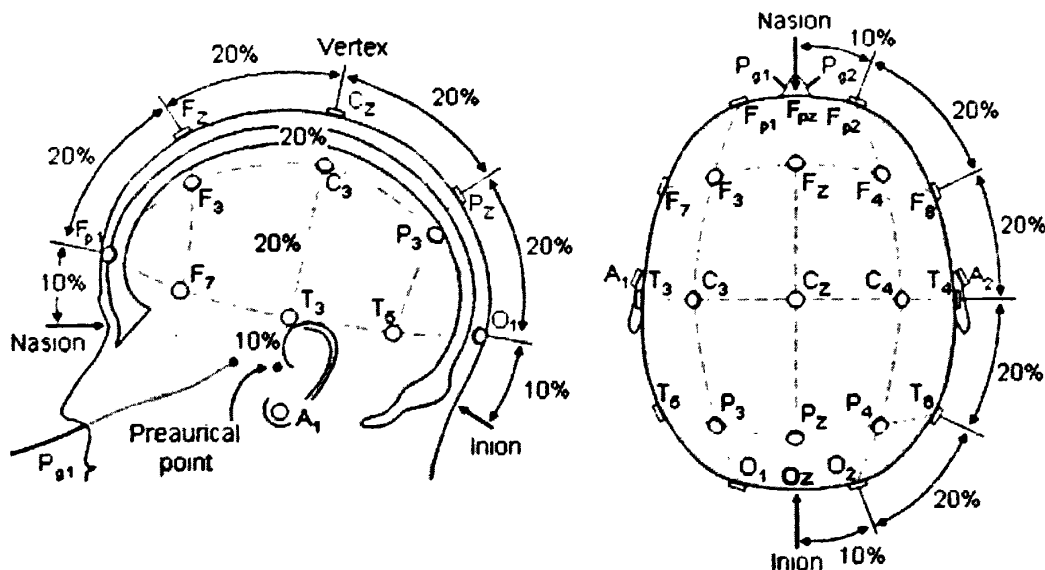


图 1.8 10-20 系统电极安置法

Fig 1.8 The position of electrodes in the 10-20 system

注 1)：前额：Fp1、Fp2；额：F3、F4；中央：C3、C4；顶：P3、P4；枕：O1、O2；前额：F7、F8；中额：T3、T4；额极中线：Fpz；后额：T5、T6；额正中中线：Fz；中央头顶：Cz；顶中线：Pz；枕中线点：Oz；耳（或乳突）：A1、A2。

上述规则中序编号为奇数的表示左侧，偶数表示右侧。左右两侧各安放 8 个电极，加上前后位上的 Fz、Cz、Pz 和两个耳垂电极，一起是 21 个电极，10-20 系统法头部电极的位置与大脑皮质的解剖学有很好的对应。

脑电图导联是指按照一定的目的将电极进行组合的连接，可分为两大类：一种是单极导联，将耳垂电极作为参考电极，其它电极与参考电极构成一个导联；另一种是双极导联，将非参考电极分别接入差分放大器的两端，记录到的是两个电极之间的电位差。

1.5 脑电信号的分类

脑电图反映了大脑组织的电活动及大脑的功能状态，其基本特征包括周期、振幅、相位等。关于脑电图的分类，国际上有几种不同的方法。一般来说，常用的分类变量有：频率、电压、形态、同步性、周期性等。临床上根据脑电信号频率、振幅的不同将其分为 δ (delta) 波、 θ (theta) 波、 α (alpha) 波和 β (beta) 波 4 种。

(1) δ (delta) 波

① 特征：频率为 4Hz 以下，波幅 10~200 μ v。

② 临床意义： δ 波出现于正常入睡眠时，代表皮层张力降低，在婴儿和少年儿童出现 δ 波属于正常。经常存在的局灶性 δ 波，无论任何年龄，任何意识水平均为异常，提示皮层病变，双侧和爆发性 δ 节律则常为皮层下病变。

(3) θ (theta) 波

① 特征：频率在 4~7Hz，波幅 20~40 μ v，见于顶区、额颞区，正常成人中 θ 波的百分率一般不超过 10%~15%。

② 临床意义： θ 波常出现于两侧额部，在颞叶、顶叶较明显，一般困倦时出现，是中枢神经系统抑制状态的表现。经常存在的 θ 节律为异常，其出现常为深部皮层下或中线结构的病变。

(3) α (alpha) 波

① 特征：频率为 8~13Hz，绝大多数正常人是频率 9~10Hz，波幅 10~100 μ v，平均 50 μ v 的正弦形节律。在顶、枕区活动最为明显，为正常成人的基本节律。

② 临床意义：波在清醒安静闭目时即出现，睁眼、注意、思考问题、或接受其他刺激时， α 波消失而出现低波幅快波，这称为 α 阻断。右手的人左侧波幅低于右侧未超过 30% 为正常，左侧 α 波幅较低，是由于右手的人传入左侧半球的冲动较多，提高了左侧皮层感区的张力所致。 α 波峰与两侧的波谷大体上可连成为等腰三角形，若峰顶向左或向右移位而破坏了等腰的形态，则提示中枢处于疲劳状态。 α 波并非只产生于顶、枕区，前头部也有 α 波活动，只是由于额区参与了作为随意注意基础的激活过程的调节，从而获得了去同步反应，致使 α 节律受到抑制，数量也显得少些。

③ α 波优势的人可能具有以下表征：意识活动水平较高，工作能力较强；情绪稳定，沉着冷静；富于感情色彩，见识广博，勤于思维，讲求实际，善于进行具体的形象的和创造性的活动；办事讲求方法，善于计划，有忍耐性，持之以恒。 α 波优势者约占正常成人的 57.5%。

(4) β (beta) 波

① 特征：频率在 14~30Hz，波幅 5~20 μ v，不超过 50 μ v，尖样负性波，在额、颞和中央区 β 活动最为明显。

② 临床意义： β 节律不受睁闭眼的影响，当注意、情绪紧张、焦虑不安或服用安眠药时 β 活动可急剧增多。通常认为皮层神经元兴奋性增高，则可引出这种低波幅、快频率的 β 活动，亦即 β 波增多常是皮层张力增高所致。约有 6% 正常人的脑电图以 β 波为主。

③ β 节律优势的人常表现为：精神紧张，情绪不稳，易于冲动，固执己见；长于抽象思维。善于依靠推理来解决问题；善于独立地执行任务；持久力差，易于疲劳。

构成脑电图的脑波除了 α 波、 β 波、 θ 波、 δ 波外，还有棘波、尖波、棘慢综合波、多棘慢波和尖慢综合波，但非本研究的对象，这里我们只做简单的介绍。

(5) μ 节律（弓形波、弓状波）： μ 波类似于 α 波的频率，往往出现于中央沟附近。一般比枕部的 α 波更快，与 α 波不同， μ 节律不受睁眼、心算等影响。

(6) K 节律：频率类似于 6~12Hz 的 α 节律，与枕部的 α 节律无直接关系，即使睁眼也几乎不被抑制，可在两侧颞部电极间的导联记录到。

(7) 棘波：是一种时限短的电位（20~80ms），呈垂直上升和下降，波幅较高约为 100~200 μ V，棘波的极性向上者称为阴性棘波，向下者称为阳性棘波。棘波多为病理性波。常见于局限性癫痫、癫痫大发作、肌阵挛性发作、间脑癫痫等。

(8) 尖波：又称锐波，形状近似于棘波，但周期较长。时限在 80~300ms 之间、形态是快速上升而缓慢下降的三角形波，波幅可达 200 μ V 以上，也是一种病理波，是皮质刺激现象，多见于癫痫。

(9) 棘慢复合波：这是一种由一个棘波和一个慢波（ θ 或 δ ）交替结合起来的放电，是两侧对称的每秒三次的复合波，以额部最为显著。这种波形的出现是癫痫小发作特有的。

(10) 尖慢复合波：是由一个尖波和一个慢波组成的复合波，亦称为不全棘慢波或见于局限性癫痫。

图 1.9 所示为几种典型的脑电节律。

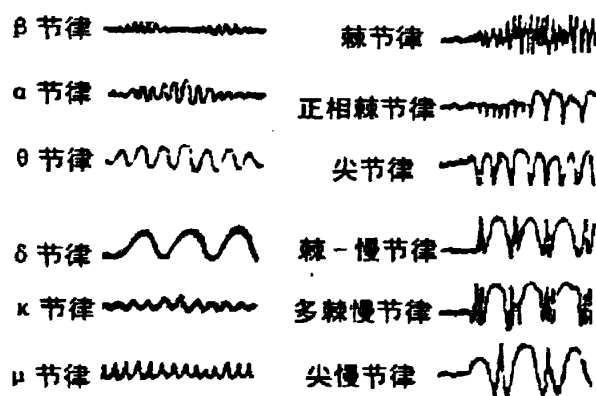


图 1.9 典型脑电节律
Fig 1.9 Typical EEG rhythm

1.6 脑电信号的特点

(1) 背景噪声强，脑电信号非常微弱。一般 EEG 信号只有 $50\mu\text{V}$ 左右，最大 $100\mu\text{V}$ 。噪声背景强是指非研究对象的信号在观察中有强烈的表现，例如神经紧张、面部肌肉动作等带来的伪迹、强烈的工频干扰等。

(2) 脑电信号非平稳性和随机性都很强。随机性强是由于影响它的因素太多，其规律还处于不断认识中，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。

(3) 非线性。生物组织的调节及适应机能必然影响到电生理信号具有非线性的特点。

(4) 脑电信号的时域、频域特征比较突出。

(5) 脑电信号一般都是用多导电极测得的信号，因此，在各导联信号之间必然存在着非常重要的互信息。如何有效地揭示这些互信息，突出隐含在多导脑电信号之间的重要特征，是建立和评价脑电信号处理方法的一个重要标准。本文的相关分析，就是基于多导脑电信号的这一重要特点而分析得出各导联信号之间必然存在的非常重要的互信息。

1.7 脑电信号的处理方法

脑电图是脑内大量神经元电活动合作与竞争的综合反映，宏观上反映脑机能状态，而脑机能状态的变化则引起脑电图的相应改变。在临床医学方面，脑电信号处理可以为某些脑疾病提供诊断依据和提供有效的治疗手段。近年来，随着电子计算机应用技术的

迅猛发展,人脑与计算机接口技术发展迅速。人脑与计算机接口利用人们对特定感觉或者感知活动的脑电的不同,对脑电信号进行有效提取和分类达到某种控制目的。由于脑电信号自身非平稳随机信号的特点,提取脑电信号中的有用信息成为极具难度但又非常重要的研究部分。1932年,Dietch首先用傅里叶变换进行了脑电分析之后,相继引入了时域分析^[18]、频域分析^[19]、时频分析等方法。近年来如小波分析^[20]、人工神经网络分析^[21]、非线性动力学^[22]、独立分量分析^[23]以及混沌理论^[24]等在脑电分析中的应用,代表了脑电信号现代分析方法的新进展。

(1) 时频分析

时域分析方法是最早发展起来的提取特征的方法,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。因为时域分析直观性强、物理意义比较明确,同时有些重要信息在时域上反映突出,如反映癫痫信息的棘慢波、反映睡眠信息的梭形波等瞬态波形,所以时域分析在目前脑电定量化分析中占有重要位置。时域分析包括过零截点分析、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。频域分析方法是脑电研究及临床应用中的主要分析方法,主要分析 EEG 各频段功率、相位等。频域分析方法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化情况。由于脑电信号是时变、非平稳信号,不同时刻有不同的频率成分,所以单纯的时域表示或频域表示都不能准确表达信号。目前广泛应用的时频方法主要有 Wigner 分布和小波分析。

(2) 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是人类在对大脑及大脑神经网络认识理解的基础上,人工构造的能够实现某种功能的网络,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立起来的一种信息处理系统,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。用人工神经网络来研究大脑的运行机制本身,体现了人类在认识世界的过程中逐渐逼近真理的过程。神经网络作为一个分析工具,已被证明可以出色地把专家的知识结合到数学的框架中,同时又能综合统计学的方法而几乎对信号和噪声的统计特性无要求。这两个优点正是分析脑电信号,认识大脑是如何产生高层认知功能所需要的。神经网络可用作自发脑电分析,分析的目的是检测 EEG 尖波和癫痫发作,输入方式可用原始信号模型和特征参数模型。

(3) 非线性动力学

随着非线性动力学的发展,越来越多的证据表明大脑是一个非线性动力学系统,脑电信号可以被看作其输出。因此人们把非线性动力学的一些方法,如复杂度分析、分数维、Lorentz 散点图、Komogrove 熵、Lyapunov 指数等用于脑电信号的分析。可以对基

于混沌动力学系统相空间的延迟坐标重构及人工神经网络的非线性特性,采用基于自适应投影学习算法的径向基函数(RadialBasis Function, RBF)网络对实测的 EEG 信号进行预测。

(4) 独立分量分析

独立分量分析(Independent Components Analysis, ICA)是近几年才发展起来的一种新的统计方法。该方法的目的是将观察到的数据进行某种线性分解,使其分解成统计独立的成分。最早提出独立分量分析概念的是 Jutten 和 Herault。从根本上来讲独立分量分析是一种从混合信号提取单独信号的方法,它的作用在于能够对不同物理过程产生的不相关的信号进行分离。脑电图数据本身是人脑多种信息的混合数据,通过独立成分分析可以为进行各种独立成分分离并且针对各种不同独立成分进行直接分析提供了有力的基础分析手段。独立分量分析的出发点非常简单,它假设成分是统计独立的,而且还必须假设独立成分是非高斯分布的。其目标判据函数应定义为对所分离的各分量之间独立程度的度量。目前,已有大量判据被提出,例如互信息极小、信息极大、负熵最大、极大似然估计等。最常用的是互信息极小判据和信息极大判据。独立分量分析可以很好的从随机混合后的信号中提取事件相关电位以及在盲信源分离的效果最为显著,还可以用于脑电信号的特征提取。基于电生理信号的特点以及独立分量与众不同的特性,使得独立分量分析技术必将成为生物医学信号处理领域的一个新的有效的分析工具。

(5) 混沌理论

目前,使用混沌理论已成为 EEG 研究的一个热点,按照研究目的划分,主要集中在两个领域:(1) 研究病理状态下,如癫痫、脑损伤以及药物作用时 EEG 的非线性动力学的变化;(2) 研究人体处于不同生理状态和不同脑功能下,EEG 的非线性动力学特征。有人把混沌的概念引入 EEG 分析,研究了大脑在不同状态下 EEG 的分维数、李亚谱诺夫指数,旨在用这些参数揭示大脑活动的某些规律。如不同睡眠期的 EEG 分维数不同随着睡眠深度的增加,分维数会减少。

本章小结

本章介绍了脑电图研究的历史、脑电信号的产生机理、脑电诱发电位的原理、脑电信号的采集、脑电信号的分类及脑电信号特点,同时对脑电信号的处理方法进行了概括描述。

第二章 聚类分析的基础知识

2.1 聚类分析概述

聚类分析是新近发展起来的一种研究分类问题的多元统计方法,是人们认识自然的一种重要手段,在计算机出现之后,人们就开始借助这一利器研究数据的自动分类问题。从计算的观点看,如果分类原则是事先通过示例告诉计算机的,那么计算机在示例基础上形成分类机制的过程就成为有监督的分类;如果事先没有任何示例,全凭数据自身在某种角度上的相似性来分类,这时自然就谈不上遵守既定分类体系的问题,那么这种分类过程就称为无监督的分类,也称为自动聚类问题。聚类是机器学习、统计等领域关注的课题,随着相关研究的开展,它们又被纳入“数据挖掘”的框架之下。

在数据挖掘的知识模式中,聚类挖掘模式是其中一种基本的模式,也是数据挖掘中一种简单但很实用的模式。聚类是物理的或抽象的对象集合无监督分组的过程。聚类生成的组称为簇,簇是数据对象的集合。通过进行聚类分析,能够按照事物的某些属性,把事物聚集成类,使类间的相似性尽可能小,类内相似性尽可能大^[25]。聚类分析在许多领域得到了广泛的应用,如(1)生物学研究;(2)模式识别;(3)在地理信息系统(GIS)中,通过聚类发现特征空间来建立主题索引;(4)空间数据分析(检测并解释空间中的簇);(5)图像处理;(6)通过分析 Web 日志数据来发现相似的访问模式等。

作为数理统计中的一种多元分析方法,聚类分析已经被广泛地研究了许多年,主要集中在基于距离的聚类分析。基于 K-Medoids 和其它一些方法的聚类分析工具已加入到许多统计分析软件包或系统中,例如 S-Plus、SPSS 以及 SAS。在机器学习领域,聚类是无指导学习(Unsupervised Learning)的一个例子。与分类不同,聚类和无指导学习不依赖预先定义的类和带类标号的训练事例。出于这个原因,聚类是观察式学习、而不是事例式学习^[26]。

2.2 聚类的定义

聚类可以如下定义:在数据空间 A 中,数据集 X 由许多数据点(或数据对象)组成,数组点 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \in A$, x_i 的每个属性(或特征、或维度) x_{ij} 既可以数值型的,也可以是枚举型的。数据集 X 相当于是一个 $N \times d$ 矩阵。假设数据集 X 中有 N 个对象 $x_i (i=1, \dots, N)$ 。聚类的最终目的是把数据集 X 划分为 k 个分割 $C_m (m=1, \dots, k)$, 也可能有一些对象不属于任何一个分割,这些就是噪声 C_n 。所有这些分割与噪声的并集就是数据集 X , 并且这些分割之间没有交集,即

$$\begin{cases} X = C_1 \cup \dots \cup C_k \cup C \\ C_i \cap C_j = \emptyset (i \neq j) \end{cases}$$

这些分割 C_m 就是聚类。

2.3 聚类分析中的数据类型

聚类分析中经常出现的数据类型有两种，即数据矩阵（Data Matrix）和相异度矩阵（Dissimilarity Matrix）。

假设要聚类的数据集合包含 n 个数据对象，对每个对象用 p 个变量来表示，例如用年龄、身高、体重、性别、种族等属性来表示对象“人”。用间隔尺度测量后，第 i 个对象的第 j 个变量观测值用 x_{ij} 表示，则这 n 个对象的 p 个变量的观测值可以看成是如下的 $n \times p$ 矩阵：

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

该矩阵常备称为数据矩阵，他是对象-变量结构的数据表达式，其中第 i 个对象的 p 个变量的观测值可以记为向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$ 。

聚类中常用的另外一种数据结构是相异度矩阵，它存储的是 n 个对象两两之间的近似性，表现形式为一个 $n \times n$ 矩阵：

$$\begin{bmatrix} 0 & & & & \\ d(2,1) & 0 & & & \\ d(3,1) & d(3,2) & 0 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \\ d(n,1) & d(n,2) & d(n,3) & d(n,4) & 0 \end{bmatrix}$$

其中， $d(i, j)$ 是对象 i 与对象 j 之间相异性的量化表示，通常它是一个非负的数值，当对象 i 与对象 j 越相似时， $d(i, j)$ 的值就越接近 0；反之，如果两个对象越不同， $d(i, j)$ 的值就越大。显然， $d(i, j) = d(j, i)$ ，且 $d(i, i) = 0$ 。相异度矩阵是对象-对象结构的一种数据表达式。

2.4 主要的聚类算法

目前在文献中存在大量的聚类算法。算法的选择取决于数据的类型、聚类的目的和应用。如果聚类分析被用作描述或探查的工具，可以对同样的数据尝试多种算法，以发现数据可能解释的结果。大体上，主要的聚类算法可以划分为如下几类^[27, 28]：

(1) 划分方法 (Partitioning Method)

给定一个 n 个对象或元组的数据库，一个划分方法构建数据的 k 个划分，每个划分表示一个聚类簇，并且 $k \leq n$ 。也就是说，它将数据划分为 k 个组，同时满足如下的要求：①每个组至少包含一个对象；②每个对象必须属于且只属于一个组，同时某些模糊划分技术中的第二个要求可以放宽。

给定要构建的划分的数目 k ，划分方法首先创建一个初始划分。然后才有一种迭代的重定位技术，尝试通过对对象的划分兼移动来改进划分。一个好的划分的一般原则是：在同一个类中的对象之间尽可能接近或相关，而不同类中的对象之间尽可能远离或不同。还有许多其它划分质量的评判准则。为了达到全局最优，基于划分的聚类会要求穷举所有可能的划分。实际上，绝大多数应用采用了以下两个比较流行的启发式方法：① K-means 算法，在该算法中，每个簇用该簇中对象的平均值来表示。② K-Medoids 算法，在该算法中，每个簇用接近聚类中心的一个对象来表示。这些启发式聚类方法对于在中小规模的数据库中发现球状簇很适用。为了对大规模的数据集进行聚类，以及处理复杂形状的聚类，基于划分的方法需要进一步的扩展。

(2) 层次方法 (Hierarchical Method)

层次的方法对给定数据对象集合进行层次的分解。根据层次的分解如何形成，层次的方法可以分为凝聚的和分裂的。凝聚的方法，也称为自底向上的方法，一开始将每个对象作为单独的一个组，然后把离得近的对象合并到一起，直到所有的组合并为一个（层次的最上层），或者到达一个终止条件。分裂的方法，也称为自顶向下的方法，一开始将所有的对象置于一个簇中。在迭代的每一步中，一个簇被分裂为更小的簇，直到最终每个对象在单独的一个簇中，或者达到一个终止条件。

层次的方法缺陷在于，一旦一个步骤（合并或分裂）完成，它就不能被撤销。这个严格规定是有用的，由于不用担心组合数目的不同选择，算法代价会比较小。但是，该技术的一个主要问题是它不能更正错误的决定。有两种方法可以改进层次聚类的结果：①在每层划分中，仔细分析对象间的“联接”，例如 CURE 和 Chameleon 中的做法。②综合层次凝聚和迭代的重新定位方法。首先用自底向上的层次算法，然后用迭代的重新定位来改进结果。例如 BIRCH 中的方法。

(3) 基于密度的方法 (Density-based Method)

绝大多数划分方法基于对象之间的距离进行聚类。这样的方法只能发现球状的簇，而在发现任意形状的簇上遇到了困难。随之提出了基于密度的另一类聚类方法，其主要思想是：只要邻近区域的密度（对象或数据点的数目）超过某一个阈值，就继续聚类。也就是说，对给定类中的每个数据点，在一个给定范围的区域中必须至少包含某个数目的点。这样的方法可以用来过滤“噪声”孤立点数据，发现任意形状的簇。

(4) 基于网格的方法 (Grid-based Method)

基于网格的方法把对象空间量化为有限数目的单元，形成了一个网格结构。所用的聚类操作都在这个网格结构(即量化的空间)上进行。这种方法的主要优点是它的处理速度很快，其处理时间独立于数据对象的数目，只与量化空间中的每一维的单元数目有关。

(5) 基于模型的方法 (Model-based Method)

基于模型的方法试图优化给定的数据和某些数学模型之间的适应性。这样的方法经常是基于这样的假设：数据是根据潜在的概率分布生成的。基于模型的方法主要有两类：统计学方法和神经网络方法。

概念聚类是一种统计学方法。概念聚类是机器学习中的一种聚类方法，给出一组未标记的对象，它产生对象的一个分类模式。与传统的聚类不同，概念聚类除了确定相似对象的分组外，还向前走了一步，为每组对象发现了特征描述，即每组对象代表了一个概念或类。因此，概念聚类是一个两步的过程：首先进行聚类，然后给出特征描述。概念聚类的绝大多数方法采用了统计学的途径，在决定概念或聚类时使用概率度量。

神经网络方法将每个类描述为一个标本，标本作为聚类的原型，不一定对应一个特定的数据实例或对象。根据某些距离度量，新的对象可以被分配给标本与其最相似的类，被分配给一个类的对象的属性可以根据该类的标本的属性来预测。

(6) 基于模糊的方法 (Fuzzy Clustering)

传统的聚类把每个样本严格地划分到某一类。随着模糊集理论的提出，传统聚类被推广为模糊聚类。在模糊聚类中，每个样本不再仅属于某一类，而是以一定的隶属度属于每一类。换句话说，通过模糊聚类分析，得到了样本属于各个类别的不确定性程度，即建立起了样本对于类别的不确定性的描述，这样就能更准确地反映现实世界。

基于目标函数的模糊聚类方法首先由 Ruspini 提出，但真正有效的算法 FCM 却是由 Dunn 给出的，由 Bezdek 将其进一步扩展，建立起了模糊聚类理论。从此，模糊聚类蓬勃发展起来，目前已经形成了庞大的体系。

2.5 系统聚类法

系统聚类法（又称为谱系聚类法）是聚类分析中应用最为广泛的一种方法，也是本课题采用的基本方法，它的基本原理和做法如下：

- (1) 首先将各样品各自形成最相似的一类；
- (2) 规定样品之间的聚类统计量（距离、相似系数），选定类间距离；
- (3) 计算并比较各类间距离，将距离最小者合并为新的一类。
- (4) 反复重复(3)，每次减少一个类，直到最后 n 个样品都归为一个总类为止。

2.5.1 样本的相似性测度

聚类分析按照样本在性质上的亲疏远近的程度进行分类。为了使类分得合理，必须描述样本之间的亲疏远近的程度。衡量样本之间相似性的指标有两种，即距离和相似系数^[29]。距离是将每个样品看成 m 个变量对应的 m 维空间的一个点，然后在该空间中所定义的，距离越近，则亲密程度越高，两样品越应划归为一类。

(1) 距离

距离是将每个样本看成是 m 个变量对应的 m 维空间中的一个点，然后在该空间中所定义的样本点中，距离越近，则亲密程度越高，即相似性越高。

常用的距离定义方法有有欧氏（Euclidean）距离、标准化欧氏（Seuclidean）距离、马氏（Mahala）距离、布洛克（Cityblock）距离、切比雪夫（Chebyishev）距离、明可夫斯基（Minkovski）距离等几种。

① 欧氏距离

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{ii} - x_{ji})^2} (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

② 标准化欧氏距离

$$d_{rs}^2 = (x_r - x_s) D^{-1} (x_r - x_s)'$$

③ 马氏距离

$$d_{rs}^2 = (x_r - x_s)' V^{-1} (x_r - x_s)$$

④ 布洛克距离

$$d_{rs} = \sum_{j=1}^n |x_{rj} - x_{sj}|$$

⑤ 切比雪夫距离

$$d_{rs}(\infty) = \max |x_{ik} - x_{jk}| (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

⑥ 明可夫斯基距离

$$d_{rs} = \left\{ \sum_{j=1}^n |x_{rj} - x_{sj}|^p \right\}^{1/p}$$

注意，当 $p=1$ 时，为布洛克距离；当 $p=2$ 时，为欧氏距离。

(2) 相似系数

相似性测度除了可以使用上述的距离函数之外，更常用的是相似系数函数。常用的相似系数函数有夹角余弦（Cosine）和相关系数（Correlation）。

① 夹角余弦

$$\cos \alpha_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m x_{ki} \cdot x_{kj}}{\sqrt{(\sum_{k=1}^n x_{ki}^2)(\sum_{k=1}^n x_{kj}^2)}}$$

② 相关系数

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\left\{ \left[\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \right] \cdot \left[\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2 \right] \right\}^{1/2}}$$

2.5.2 常用系统聚类方法

对于样品之间的距离，我们可根据问题和数据的实际情况，从几种聚类统计量中选取最适合的一种，而对于类与类之间的聚类，主要是解决谁来代表全类，可以有种种不同的方法，由此产生出种种不同的类间聚类过程。最常用的聚类方法有最短距离（Single）法、最长距离（Complete）法、中间距离（Average）法、重心（Centroid）法、离差平方和（Ward）法等^[29]。

(1) 最短距离法

将两个类之间的距离定义为一个类的所有个体与另一个类的所有个体之间的距离的最小者。

$$D_{pq} = \min d_{ij} \quad x_i \in G_p, x_j \in G_q$$

其中， G_p 、 G_q 是两个类。

(2) 最长距离法

与最短距离法相反，该方法用个体之间的最远距离来定义类与类之间的距离。

$$D_{ij} = \max d_{kl} \quad x_k \in G_i, x_l \in G_j$$

(3) 中间距离法

最短、最长距离法均取极端值，而对有些问题比如反映生活水平、价格等总体分布时，宁可取其折中值更为合理，更能反映实际，由此便产生了中间距离法。中间距离法采用最短距离与最长距离之间的中间距离来定义类间距离。当用两个类 G_p 、 G_q 合并成新类时 G_r 时，任意类 G_i 和 G_r 的距离用下边公式计算。

$$D_{ir} = \sqrt{\frac{1}{2}D_{ip}^2 + \frac{1}{2}D_{iq}^2 - \frac{1}{4}D_{pq}^2}$$

其中， D_{ip} 、 D_{iq} 、 D_{pq} 分别为类 G_i 、 G_p 、 G_q 之间的距离。

(4) 重心法

将两个类之间的距离定义为两类之间的重心，它考虑了每一类所包含的样品数，每一类重心即为该类样品的均值。当 G_p 、 G_q 合并成新类时 G_r 时，它们的样本数目分别为 n_p 、 n_q 、 $n_r = n_p + n_q$ ，则任意类 G_i 和 G_r 的距离用下边公式计算。

$$D_{ir}^2 = \frac{n_p}{n_r} D_{ip}^2 + \frac{n_q}{n_r} D_{iq}^2 - \frac{n_p}{n_r} \frac{n_q}{n_r} D_{pq}^2$$

(5) 离差平方和法

这种方法的基本思想来源于方差分析。如果类分的正确，同类样品的离差平方和应当较小，而类与类之间的离差平方和应较大。当 G_p 、 G_q 合并成新类时 G_r 时，则任意类 G_i 和 G_r 的距离用下边公式计算。利用离差平方和分类的效果比较好，它要求样品之间的距离必须是欧氏距离。

$$D_{ir}^2 = \frac{n_i + n_p}{n_r + n_i} D_{ip}^2 + \frac{n_i + n_q}{n_r + n_i} D_{iq}^2 - \frac{n_i}{n_r + n_i} D_{pq}^2$$

本章小结

本章介绍了聚类分析的基本知识，主要包括聚类分析的定义、聚类分析中的数据类型以及主要的聚类算法，同时重点介绍了在多元统计中广泛应用的系统聚类法，为后几章该方法的应用做好准备。

第三章 脑疲劳数据的获取

脑疲劳是由于脑的超负荷运转引起的脑细胞代谢产生的自由基，乳酸等许多有害物质大量淤积，阻塞了大脑的营养通道，造成血氧含量降低，血液循环不畅，在脑部营养和能量极度消耗的同时又阻碍了营养物质的有效吸收和利用，最终导致“大脑新皮质”与“大脑边缘系统”和“间脑”之间的平衡关系遭到损害，脑细胞活力受到抑制，出现信息流的增大和紊乱等造成的亚健康状态。

能够引起脑疲劳的事件很多，为了能够更加全面地反应脑疲劳的状态，使本课题的研究更加有效、结论更加具有普适性，我们进行了三个与脑疲劳有关的实验，获取了三种不同类型的脑疲劳状态数据。

3.1 实验 1——饮酒实验

由于饮酒后也会出现记忆力减退、精神不振、注意力分散、头晕、头痛等脑疲劳的症状，所以本课题把饮酒事件作为脑疲劳的一种情况进行研究。

实验 1 是要采集受试者在未饮酒和饮不同量酒时不同状态的脑电图数据。

(1) 研究对象

选取 4 名受试者进行实验，他们的年龄段为 20~60 岁，受试者均是习惯用右手、健康的普通人，属于从正常人群中选取的个体。

(2) 实验环境

实验在一个隔音、隔光的屏蔽室内进行，受试者在一个舒适安静的环境内且处于闭着眼睛（除实验的睁眼、摄入酒精事件外）且没有精神活动的放松状态。在记录脑电时，关闭屏蔽室内的灯光，基本没有光线，并保持安静。我们采用国际脑电图学会规定的 10/20 系统标准电极安装法安装电极，脑电极分别为：Fp1、Fp2、F3、F4、C3、C4、P3、P4、O1、O2、F7、F8、T3、T4、T5、T6、FPz、Fz、Cz、Pz、Oz（见图 1.8）。参考电极选择左右两侧耳垂（A1、A2）电位的平均值，采用双极导联，可以有效避免两侧不对称的情况发生。所有电极的接触阻抗都小于 $5K\Omega$ 。信号采样率为 100Hz，信号通过 0-300Hz 的低通滤波。

(3) 实验过程

每例受试者的有效实验事件为 6 个。受试者开始时处于安静闭眼没有饮酒的状态，并记录该时刻的脑电图数据。之后睁眼并每隔 20 分钟采集一次数据，受试者在这 20 分钟内饮用 200ml 含酒精度为 3.6 度的啤酒。此过程重复 5 次，共计 1000ml，同时记录受试者每次饮酒后处于安静闭眼状态的脑电图数据。

本章小结

能够引起脑疲劳的事件很多，为了能够更加全面地反应脑疲劳的状态，使本课题的研究更加有效、结论更加具有普适性，本章介绍了三个与脑疲劳有关的实验，即饮酒实验、暗算实验以及听力实验，同时获取三种不同类型的脑疲劳状态数据，并着重介绍了实验的研究对象、环境和实验过程。

第四章 脑疲劳分析系统的设计与实现

4.1 开发平台简介

我们选择 MATLAB^[29-31] 7.0 作为脑疲劳分析系统的开发平台开发了脑疲劳专用分析软件系统,用以对脑疲劳进行系统分析。MATLAB (Matrix Laboratory) 是美国 MathWorks 公司开发的应用最广泛的科学与工程计算软件,它起源于 1980 年美国 Clever Moler 教授在线性代数领域的早期工作,于 1984 年出现了 MATLAB 的第一个商业版本。MATLAB 语言简洁紧凑,运算符丰富灵活;既有结构化的控制语言,又能面向对象编程;语法限制不严格,程序设计自由度大,并且程序的可移植性较好;MATLAB 强大的图形用户界面设计增加了极大的灵活性和可视化程度。由于这些优点, MATLAB 广泛用于自动控制、数学运算、信号分析、计算机技术、图像信号处理、财务分析等行业,也是国内高校和研究部门进行许多科学研究的重要工具。由于它具有强大的计算和绘图功能、大量稳定可靠的算法库和简洁高校的编程语言,已成为数学计算工具方面事实上的标准。

MATLAB 具有强大的扩展功能。MATLAB 工具箱包括统计工具箱、优化工具箱、偏微分方程数值解工具箱、样条工具箱、信号处理工具箱及曲线拟合工具箱等,这些工具箱为各个领域的研究和工程应用提供了有力的工具,各个层次的研究人员可直观、方便地进行分析、计算及设计工作,从而大大地节省了时间。MATLAB 的优势就在于矩阵的操作, MATLAB 的 Symbolic Math 工具箱把处理的矩阵类型扩展到各种各样的非数值矩阵,其中丰富的拓展命令就是我们进行矩阵操作的基础。

4.2 脑电图数据的处理

4.2.1 数据的预处理

脑电信号从脑电图仪导出经预处理以后,被引入 MATLAB 程序中。由于脑电信号十分微弱,幅度一般只有 $50\mu\text{V}$ 左右,最大 $100\mu\text{V}$,所以在检测到的脑电图信号中,往往包含大量的高频和低频的干扰信号成分,例如心电(ECG)、眼电(EOG)和肌电(EMG)等非脑神经活动的生理电信号伪迹以及工频干扰、其它仪器设备的电磁干扰、静电干扰等^[32]。因此脑电信号分析和处理的关键问题之一是如何有效的去除脑电信号中噪声的干扰。实验中,我们采取滤波的方式消除高频和低频的干扰信号成分。考虑到人脑脑电信号的主要的频率范围,我们设定滤波频段为 $4\text{Hz}\sim 30\text{Hz}$ 。

为了便于对脑疲劳的脑电数据进行分析, 我们使用 MATLAB 程序设计语言开发了脑疲劳分析系统专用工具箱 (EEG Toolbox)。脑电图数据导入计算机后会被存储为二维矩阵 (横坐标表示时间, 单位为 0.01 秒; 纵坐标表示实验记录的脑细胞电活动的电位, 单位为 μV) 并以直观的脑电图显示出来。分析前先导入每例受试者的全部数据并显示出直观的脑电图, 每一页显示一个 block 的数据对应的脑电图。图 4.1 是饮酒实验中一个受试者的 21 导联脑电图一个 block 的数据, 16 导联脑电图数据和 21 导联脑点图数据相似。

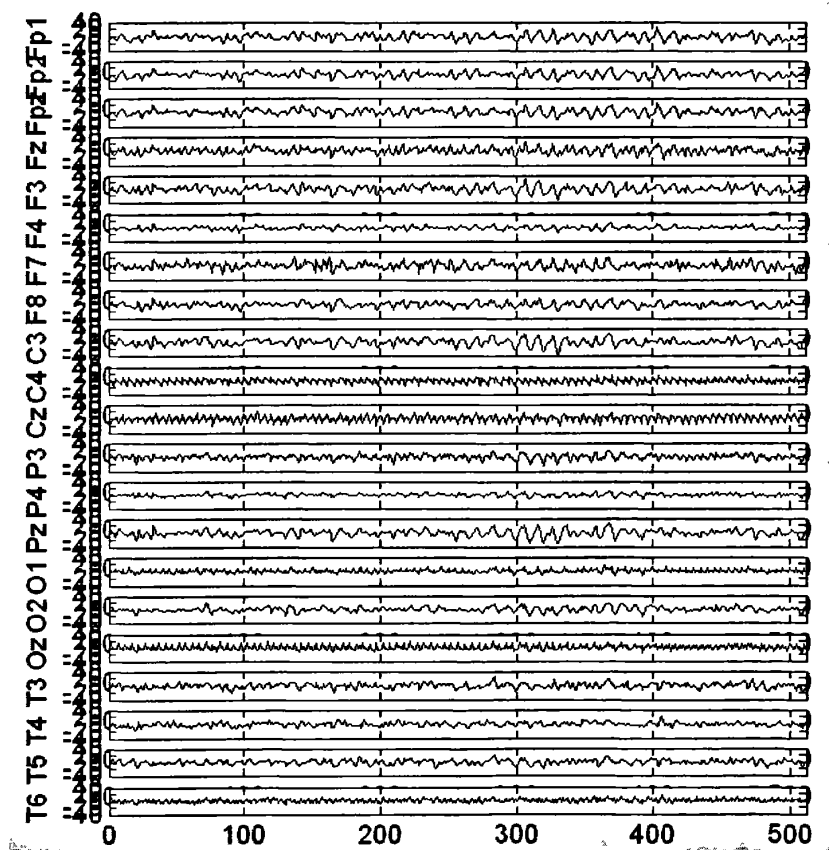


图 4.1 一个 block 的 21 导联脑电图数据

Fig.4.1 21 channels' EEG data in one block

注 1): Fp1、Fp2、Fpz、Fz、F3、F4、F7、F8、C3、C4、Cz、P3、P4、Pz、O1、O2、Oz、T3、T4、T5、T6 分别代表 21 导电极, 横轴坐标为 512 个采样点, 纵坐标为对应电压值。

为了获得全面的状态数据, 实验中, 我们取每个事件全部的 block 来研究, 通常每个事件持续大约 30~55 个 block 不等。

(1) 实验 1——饮酒实验

实验 1 中, 每例受试者的有效试验事件为 6 个, 即开始没有饮酒安静闭眼状态以及之后每隔 20 分钟饮用 200ml 啤酒的 5 个事件。4 例受试者分别简记为 P1、P2、P3、P4, 6 个事件分别简记为 E1、E2、E3、E4、E5、E6。实验 1 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目如表 4.1 所示。

表 4.1 实验 1 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目
Table 4.1 Information of original block and blocks persisting in experiment 1

序号	E1		E2		E3		E4		E5		E6	
	from	keep	from	keep	from	keep	from	keep	from	keep	from	keep
P1	3	44	330	55	740	45	941	34	1236	38	1567	34
P2	3	44	330	55	740	45	941	34	1236	38	1567	34
P3	3	36	238	34	564	36	834	35	1082	35	1324	37
P4	3	36	239	33	629	35	2	35	259	35	475	36

(2) 实验 2——暗算实验

实验 2 中, 每例受试者的有效试验事件为 2 个, 即开始没有进行暗算的安静闭眼状态以及之后进行暗算的 2 个事件。4 例受试者分别简记为 P5、P6、P7、P8, 2 个事件分别简记为 E7、E8。实验 2 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目如表 4.2 所示。

表 4.2 实验 2 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目
Table 4.2 Information of original block and blocks persisting in experiment 1

序号	E7		E8	
	from	keep	from	keep
P5	2	33	2	21
P6	2	33	2	21
P7	2	33	2	21
P8	2	35	2	21

(3) 实验 3——听力实验

实验 1 中, 每例受试者的有效试验事件为 2 个, 即开始没有播放广播的安静闭眼状态以及之后播放汉语广播的 2 个事件。4 例受试者分别简记为 P9、P10、P11、P12, 2

个事件分别简记为 E9、E10。实验 3 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目如表 4.3 所示。

表 4.3 实验 3 中受试者事件起始 block 序号及持续的 block 数目
Table 4.3 Information of original block and blocks persisting in experiment 3

序号	E9		E10	
	from	keep	from	keep
P9	2	33	2	27
P10	2	33	2	27
P11	2	33	2	27
P12	2	33	2	27

4.2.2 聚类过程

本课题中，实验 1、实验 2 和实验 3 的聚类过程相似，所以，这里仅以实验 1 为例对聚类的过程加以说明。

首先，我们把过滤后的受试者脑电信号值作为聚类的输入参数，对 21 道电极进行系统聚类，求出样本之间的距离 Y，再根据类与类之间的匹配距离计算系统聚类树 Z，最后根据系统聚类树 Z 创建聚类，如图 4.2 所示。

在算法选择上，我们采用聚类分析中的系统聚类法，算法原理是首先将样品看成各自一类，然后根据样品的亲疏程度（距离或相似系数），将亲疏程度最高的两类合并，然后考虑合并后的类与其它类之间的亲疏程度，再进行合并，重复下去，直到所有样品合并为一类。常用的样品之间距离定义方法有有欧氏（Euclidean）距离、标准化欧氏（Seuclidean）距离、马氏（Mahala）距离、布洛克（Cityblock）距离、切比雪夫（Chebyishev）距离、明可夫斯基（Minkovski）距离以及夹角余弦（Cosine）和相关系数（Correlation）等，常用的类与类之间距离方法有最短距离（Single）法、最长距离（Complete）法、中间距离（Average）法、重心（Centroid）法、离差平方和（Ward）法等。

由于脑电信号是一个夹杂着多种频段、不同振幅的信号且相互混合的时间函数，采用相关特性能够更好的反应脑疲劳后脑电信号的变化，所以本课题选择相关系数（Correlation）计算样品之间的距离，采用最短距离（Single）法计算类与类之间的距离，生成系统聚类树，最后创建聚类簇。

相关系数（Correlation）公式如下：

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\left\{ \left[\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \right] \cdot \left[\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2 \right] \right\}^{1/2}}$$

最短距离（Single）法公式如下：

$$D_{pq} = \min d_{ij} \quad x_i \in G_p, x_j \in G_q$$

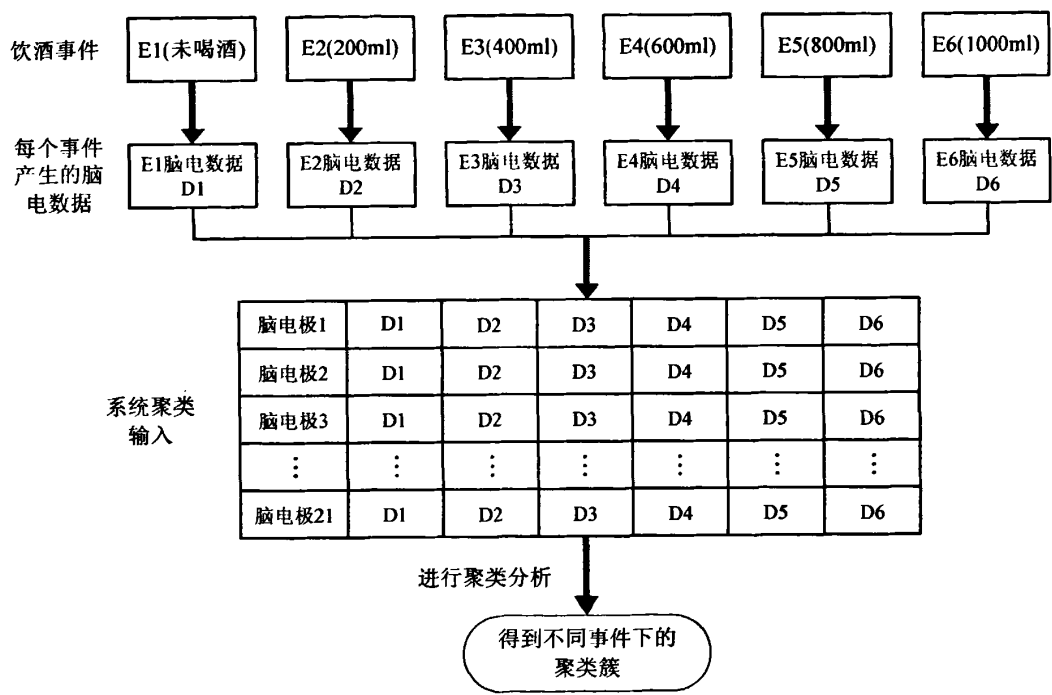


图 4.2 系统聚类的流程图
Fig.4.2 The flow chart of system clustering

4.2.3 聚类数目的确定

聚类分析技术就是把一个给定的数据对象集合分成不同的群体，并给出每个群体特征描述的一种数据挖掘方法，即在空间 X 中给定一个有限的取样点集或从数据库中取得有限个例子的集合。

聚类的目标是将数据聚成类，使得类间的相似性尽可能的小，而类内的相似性尽可能的大。但是，如何才能在给定的数据集上得到最佳的聚类个数呢？这一直是一个科研

难题，很难找到对所有聚类算法通用的好方法，只能针对要聚类的数据集辅助其它参考标准具体分析。系统聚类最终得到一个聚类树，可以把所有观测量聚为一类。到底应该把观测量分为几类是一个比较困难的问题，因为分类问题本身就是没有一定的标准。为此参照聚类簇内各观测量尽量离的近，而类与类之间尽量离得远的原则，生成系统聚类簇的聚类树图（也称为冰柱图，icicle）。聚类树图是由许多倒置的 U 形线连接系统聚类树中的对象组成。每个 U 的高度代表两个连接对象之间的距离。从图中可以大致看出样品的分类情况，因为生成树的过程是把先连接最近的对象，依次连接最后形成一类。如图 4.3 标注的三条平行于 x 轴的线的高度分别表示生成 2、3、4、5、6 类时生成簇内距离最远的对象间的距离。

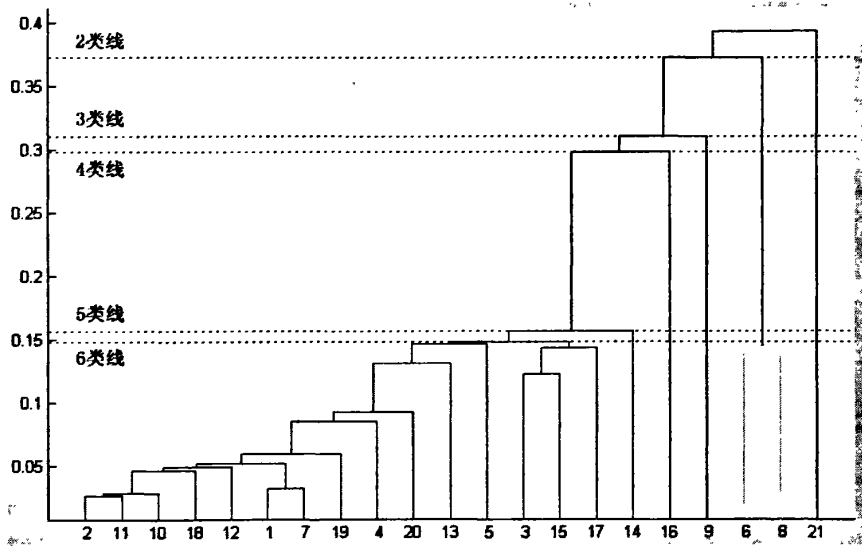


图 4.3 聚类树图

Fig 4.3 Dendrogram of clusters

当聚类结果为 5 类时（见图 4.4），生成簇 1、簇 2、簇 3、簇 4 和簇 5 基本符合 5 个簇内部距离较近，而 5 个簇之间距离较远的原则。

若聚类结果为 4 类（见图 4.5），即是将图 4.4 中的簇 2 和簇 3 合并为一个簇，从图 4.4 可以看出簇 2 和簇 3 之间距离比较大，这与聚类簇内部距离应该较近的原则不相符，所以将其合并为 1 个簇将会影响聚类结果的质量，因此生成 4 分类不是好的选择。同理，聚类结果为 2 类或者 3 类时都不是最好的选择。

若聚类结果为 6 类（见图 4.6），即是将图 4.4 中的簇 1 分割为 2 个簇。从图 4.6 可以看出分割后的簇 2 和簇 3 之间距离比较小，这与聚类簇之间的距离应该尽量远的原则

不相符，所以分割为 2 个簇同样会影响聚类结果的质量，因此生成 6 分类不是好的选择。另外，相对来说聚类簇过多就失去了聚类分析的意义。综上所述，当聚类结果为 5 类时是一种比较合理的分类选择。

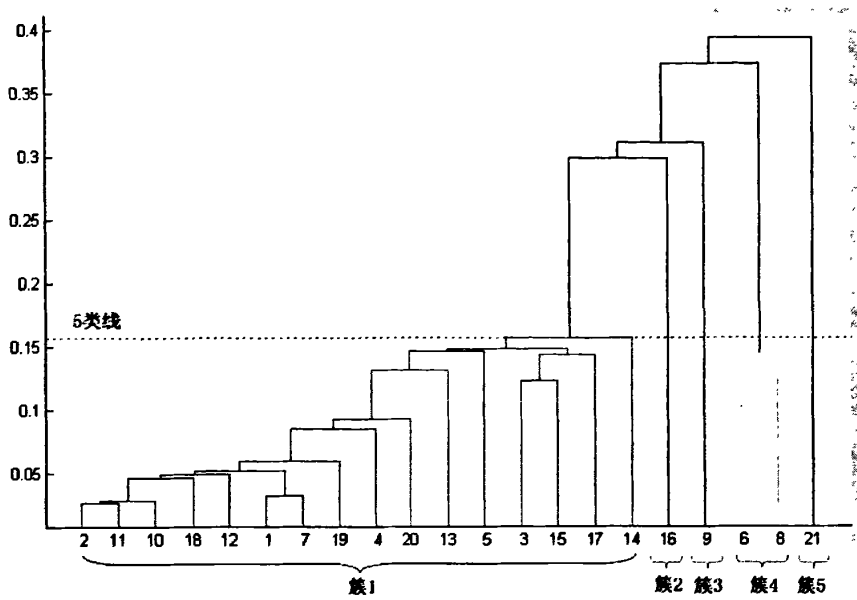


图 4.4 5 个簇的聚类树图

Fig 4.4 Dendrogram of five clusters

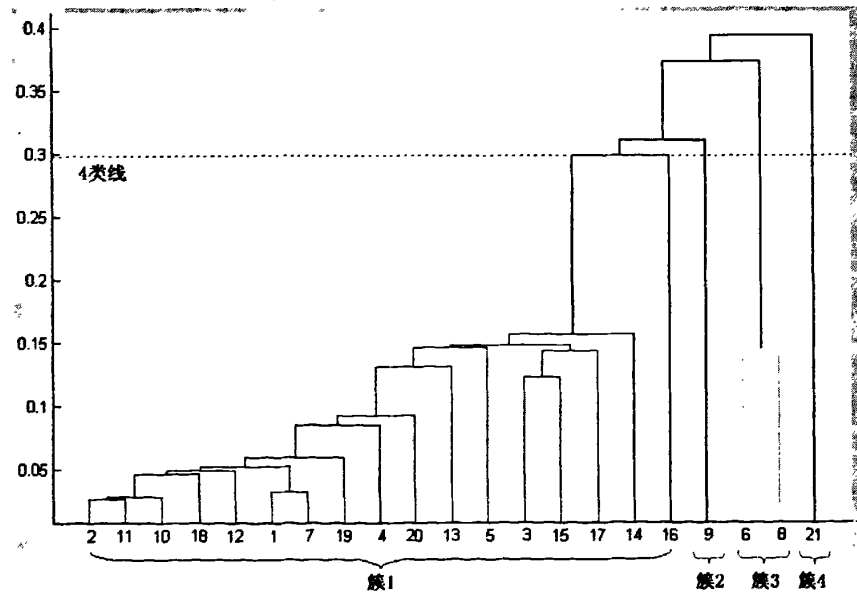


图 4.5 4 个簇的聚类树图

Fig 4.5 Dendrogram of four clusters

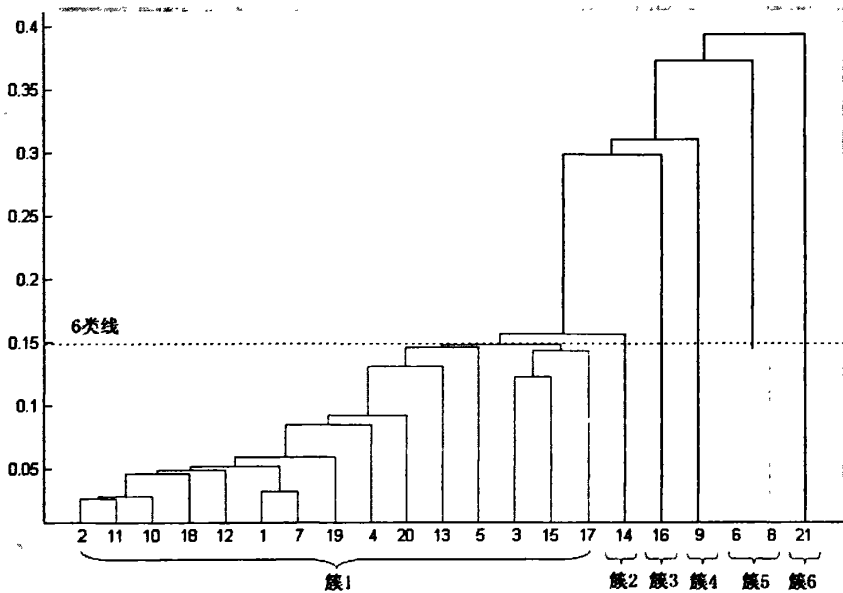


图 4.6 6 个簇的聚类树图
Fig 4.6 Dendrogram of six clusters

4.3 聚类结果

本课题中，通过 3 个实验，对 3 种不同的脑疲劳状态进行了研究，获取了 40 个不同事件的脑电图数据，同时使用 MATLAB 应用软件开发了脑疲劳分析系统，用以对脑电数据进行分析。该系统对不同事件下的脑电数据进行聚类分析，聚类分析的输入参数为脑疲劳事件中每个脑电极上经滤波处理后的脑电图数据，聚类分析的目的在于观察在脑疲劳事件下有哪些脑电部位发生了哪些变化，变化的程度和趋势如何。假如聚类效果足够好，通常聚类到同一簇的电极的脑电活动是类似的。按这种方法对饮酒实验、暗算实验、听力实验的 40 个事件的脑电图数据进行系统聚类，观察不同事件的聚类结果是否有规律。受试者在不同事件下的聚类结果会在 MATLAB 程序主界面的 Command Window 中显示，如图 4.7 所示。

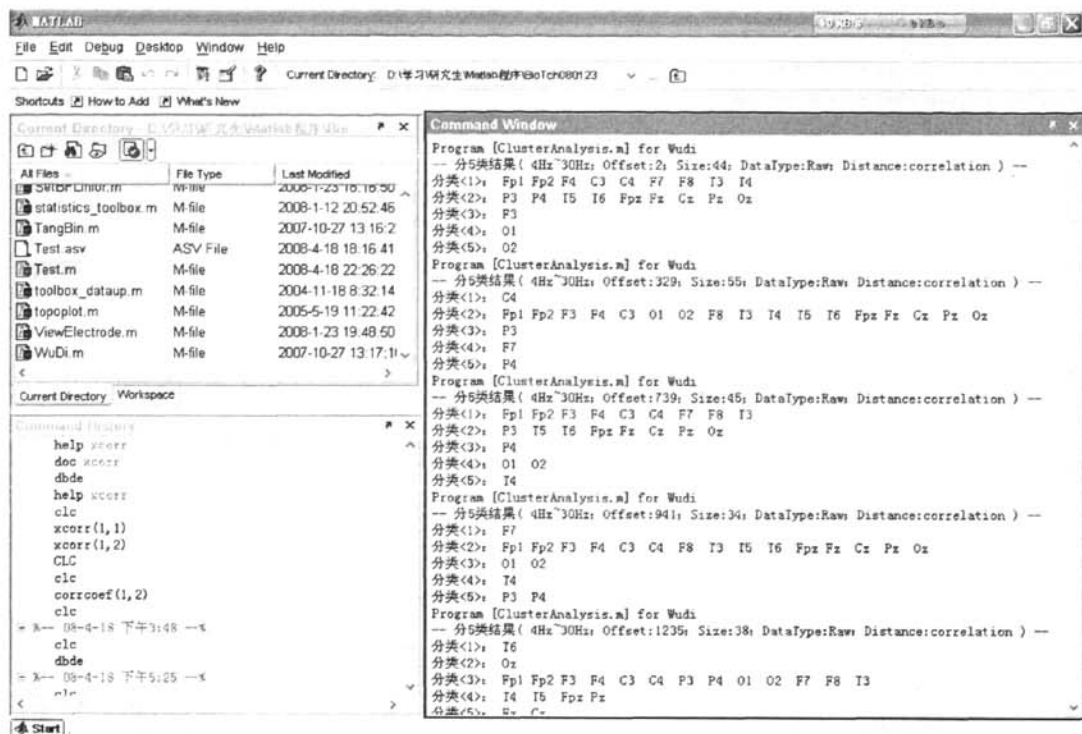


图 4.7 受试者 P1 在事件 1 下生成聚类结果的界面

Fig 4.7 The window of clustering program of P1 in Event1

注 1): 图中红色方框围起来的窗口就是“Command Window”，其中，“分类<*>”即表示一个分类簇，每个分类中显示的是脑电活动相近的脑电极名称。

4.3.1 实验 1——饮酒实验

实验 1 采用标准的 21 导联的脑电图仪对年龄段为 20~60 岁的 4 名受试者进行饮酒实验，每例受试者的有效实验事件为 6 个，即受试者开始时处于安静闭眼没有饮酒的状态以及之后 5 次每隔 20 分钟饮用 200ml 含酒精度为 3.6 度的啤酒后处于安静闭眼的状态。

(1) 受测者 P1 系统聚类结果

受测者 P1 的 6 个饮酒事件下系统聚类结果如图 4.8 所示。

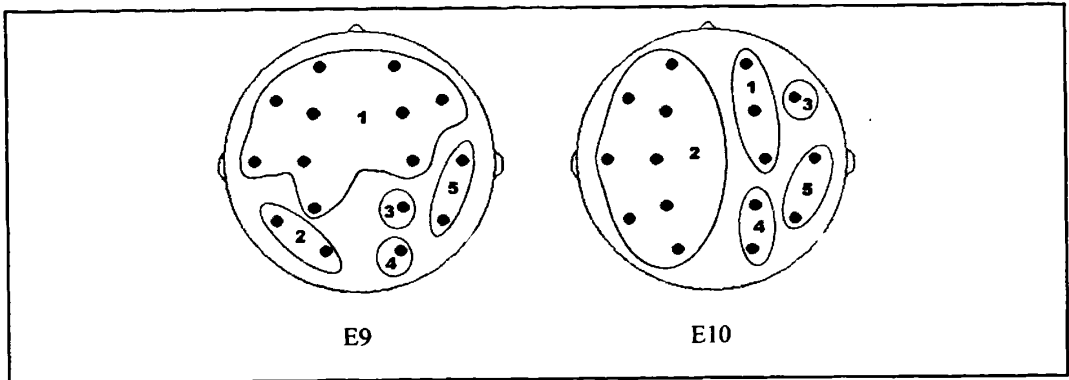


图 4.19 受试者 P12 在听力事件下生成的聚类结果

Fig 4.19 P12's clusters of hearing events

通过图 4.19 可以看出, 受试者 P12 在开始安静闭眼状态下, 左颞后点和左枕点电极聚类为一个簇, 额极、额部、中央部、左顶点、左颞点、左颞前点以及右颞前点电极聚类为一个簇, 右颞点和右颞后点电极聚类为一个簇, 右顶点和右枕点电极单独成为一个簇, 形成孤立点。听汉语广播时, 受试者 P12 的脑电极聚类情况发生较大变化, 即左额极点、左额点、左中央点、左顶点、左枕点以及左颞部电极聚类为一个簇, 右顶点和右枕点电极聚类为一个簇, 右颞点和右颞后点电极聚类为一个簇, 右颞前点电极单独成为一个簇, 形成孤立点。

整体看来, 受试者 P12 脑电图开始安静闭眼状态下可以分为前头部及中央部、后头部、颞部等几个簇, 在这些簇中, 包含一个较大的簇和一些较小的簇, 较大的簇涵盖前头部、中央部以及的颞部的大部分脑电极, 这些簇内多包含左右脑的若干脑电极。听汉语广播以后, 左右脑的脑电信号出现了明显差异, 形成的聚类簇大多呈现纵向分布, 即每个簇内只包含左脑或者只包含右脑的若干脑电极。

4.4 实验讨论

为了能够更加全面地反应脑疲劳的状态, 使研究的结论更加有效、具有普适性, 在本课题中我们设计了三个与脑疲劳有关的实验, 获取了三种不同类型的脑疲劳状态数据。通过对大量实验室据的分析, 我们发现人脑在正常状态和疲劳状态时, 脑电信号有较为明显的差异, 而且存在较强的规律性, 可以作为人脑处于疲劳状态的评判依据和标准。

疲劳的程度也会因个体的差异而不同，因此实验中 4 位受试者的脑电极聚类情况略有差异。

本章小结

本章是本文的核心章节，首先介绍了脑疲劳分析系统的开发平台，然后介绍了脑疲劳数据处理的过程、聚类的过程以及聚类数目的确定方法，并使用脑疲劳分析系统对 3 个实验中 12 名正常受试者的 40 个不同的脑疲劳事件进行系统聚类分析，得到聚类结果。根据聚类结果，分别讨论了饮酒事件、暗算事件以及听力事件 3 种脑疲劳事件中脑电活动的变化规律和趋势。

结 论

本课题中,我们使用系统聚类的方法对脑疲劳事件中每个脑电极上的脑电图数据进行系统分析,目的是观察在脑疲劳事件下有哪些脑电部位发生了哪些变化,变化的程度和趋势如何,从而实现脑疲劳状态的科学界定,并且为实现脑疲劳趋势的科学预测提供理论根据和基础实验依据。

由于能够引起脑疲劳的事件很多,为了能够更加全面地反应脑疲劳的状态,使本课题的研究更加有效、结论更加具有普适性,我们对设计了饮酒、暗算以及听力三个与脑疲劳有关的实验,获取了12名健康受试者的40个脑疲劳事件的状态数据。同时,由于脑电信号十分微弱,所以在检测到的脑电图信号中,往往包含大量的高频和低频的干扰信号成分。为此,实验中我们采取滤波的方式消除高频和低频的干扰信号成分。考虑到人脑脑电信号的主要的频率范围,我们设定滤波频段为4Hz~30Hz。

本课题中采用独立设计的脑疲劳分析系对脑疲劳数据进行处理和统计分析。通过分析,我们得出以下结论:

(1) 受测者在安静闭眼状态时,脑电极的聚类结果大致可以按前头部和中央、后头部、颞部得到三个聚类簇,基本符合常规脑电信号按部位的划分规则。聚类簇并不严格按区域划分,在电极数目和簇的数据成员上存在个体差异,但大致邻近的电极部位聚类为一个簇。

(2) 饮酒后的脑疲劳状态的判定

① 摄入少量酒精后,受试者的前头部、中央部和后头部的大部分电极聚类为一个簇,虽然酒精对受试者影响的程度略有差异,但总体趋势是相同的,即摄入少量酒精后会使人前后头部脑电信号的相关性增强。同时,由于在4~30Hz中通常 α 波是最强的成分,所以在酒精的作用下前头部的 α 波在增加, α 波呈现扩大和增强的趋势。

② 随着饮酒量的继续增加,大部分受试者前头部、中央部和后头部脑电极形成的大的聚类簇逐渐发生分离,大致按照前头部、中央部和后头部形成若干个小的聚类簇。这说明,当饮酒量的持续增加以后,脑的各局部、左右半球、前后头部之间的相关都逐渐减小,这说明大量酒精的摄入会导致人脑各个部位的平衡性、稳定性下降,人脑受抑制的程度、脑疲劳程度增加。

③ 从脑电极聚类结果的变化看,饮酒后,额部、中央部反应比较敏感,变化比较活跃,这可能因为脑的额极是人类高级精神活动的中枢,该区域与植物神经功能调节有着重要的关系,它产生的神经电冲动反应在脑电图上即为前额部和中央部。这也可以解

释为什么饮酒后人们视觉、听觉、触觉、语言、行动、左右平衡性、躯体感觉及随意运动等方面表现出混乱和不协调。

(3) 暗算后的脑疲劳状态的判定

进行暗算以后,受试者脑电极聚类情况发生较为明显的变化,左右脑的脑电信号出现了明显差异。虽然进行暗算对受试者影响的程度略有差异,但总体趋势是相同的,即原有的大的聚类簇分割成若干个簇,而且形成的聚类簇大多呈现纵向分布,即每个簇内只包含左脑或者只包含右脑的若干脑电极。这是因为在进行暗算过程中,人脑主要完成了数学计算功能,该功能主要是由左脑负责完成。因此,左脑在暗算过程中会处于不同程度的疲劳状态,导致左右脑脑电信号出现差异,相关性逐渐减弱,从而破坏了原有的聚类结果,使得聚类簇大多呈现纵向分布。

(4) 听广播后的脑疲劳状态的判定

听汉语广播以后,4名受试者的脑电极聚类情况发生明显变化,左右脑的脑电信号出现了明显差异,形成的聚类簇大多呈现纵向分布,即每个簇内只包含左脑或者只包含右脑的若干脑电极。由于人的左脑是理解语言的中枢,在受试者听汉语广播时,左脑产生了不同程度的疲劳,导致部分受试者左右脑脑电信号出现差异,相关性逐渐减弱,从而破坏了原有的聚类结果。但是,由于4位受试者收听到的广播内容不同,依据每位受试者对广播内容感兴趣的程度不同,左脑疲劳的程度也会因个体的差异而不同,因此实验中4位受试者的脑电极聚类情况略有差异。

参 考 文 献

- [1] 张明岛,陈兴时. 脑诱发电位学[M]. 上海:上海科技教育出版社,1995:1-50
- [2] 谭郁玲. 临床脑电图与脑电地形图学[M]. 北京:人民卫生出版社,1999
- [3] Da Xiong Hui Xiong. Clinical Electroencephalography (The fifth edition)[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2005
- [4] Patrik Wahlberg, Goran Lantz. Methods for robust Clustering of Epileptic EEG Spike[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Volume 47, Issue 7, Jul 2000:857-868
- [5] Themis P. Exarchos, Alexandros T. Tzallas, Dimitrios I. Fotiadis, S. Konitsiotis, S. Giannopoulos. A Data Mining based Approach for the EEG Transient Event Detection and Classification.[J] Proceedings of the 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'05) 1063-7125/05.2005:451-453
- [6] 谢瀛华. 资讯爆炸时代——谈“脑疲劳”与“脑保健” [EB/OL]. 国家网路医院, <http://hospital.kingnet.com.tw/essay/essay.html?pid=5223>. 2003-06-13/2008-03-8
- [7] 田蕴青,郝冬梅,孙晓静,邓崇云,吴明哲. 脑健康仪的开发研究[J]. 医疗设备信息. 2004,19(1):4-6
- [8] 韩东旭,周传岱,刘月红. 状态相关脑波复杂度用于脑负荷评价的研究[J]. 航天医学与医学工程. 2001,14(2):102-106
- [9] 黄远桂,吴声伶. 临床脑电图学[M]. 西安:陕西人民出版社,1984
- [10] D. H. Fender. "Source Localization of Brain Electrical Activity" in Handbook of Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. Amsterdam [J]. The Netherlands: Elsevier, 1987,1:355-365
- [11] Linda S. Costanzo. Physiology[M]. Philadelphia: Saunders. 2002:63-82
- [12] Per Brodal. The central nervous system structure and function[M]. New York: Oxford University Press, 1998:46-51
- [13] 杨鹏. 基于遗传算法的脑电逆问题研究[D]. 国防科学技术大学. 2003:3-7
- [14] Zhe Lu. Mechanism of rectification in inward-rectifier K(+) channels[J]. Annual Review of Physiology. 2004, 66(3):103-105
- [15] 季晓林. 脑血管疾病的诱发电位研究[J]. 国外医学脑血管疾病分册. 1994, 2(1)
- [16] 引继武. 局灶性缺血脑损伤特征信息无创提取技术研究[D]. 西安:西安交通大学. 1997
- [17] 白树林. 脑电 (EEG) 信号灰色处理方法的研究[D]. 西北工业大学. 2006:5-8
- [18] Williams W. J., Hitten P., Zaveri J., Chris Sackellares. Time-frequency Analysis of Electrophysiology Signals in Epilepsy[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering. 1995,3(2):111-114
- [19] 宦飞,郑崇勋. 基于时频分析自动识别睡眠脑电的梭形波[J]. 西安交通大学学报. 2002,36(2):76-78
- [20] Li Yong, Sheng Xun. Apply Wavelet transform to analyse EEG signal[C]. 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medical and Biology Society, Amsterdam. 1996:1007-1008
- [21] 周卫东,李英远. 基于神经网络的FIR滤波器设计与应用[J]. 山东大学学报. 2003,33(1):50-54
- [22] 顾凡及,章惠明,汪云久等. 神经系统的非线性动力学问题. 国外医学生物医学工程分册. 1995,18:191-192
- [23] Stone JV. Independent component analysis: An introduction [J]. Techniques & Applications-TRENDS in Cognitive Sciences. 2002,6(2):59-64

- [24] 刘心东. 混沌及其在生物医学工程中的应用[J]. 国外生物医学工程分册. 1993,16(2)
- [25] A.K.Jain, M.N.Murty, and P.J.Flynn. Data clustering:A Review[J]. ACM Computing Surveys. 1999,31(3):264-323
- [26] Qian Weining, Zhou Aoying.Analyzing Popular Clustering Algorithms from Diffrernt Viewpoints[J] 软件学报. 2002,13(8):123-132
- [27] Han J. Kamber M. Data Mining:Concepts and Techniques[M]. San Francisco:Morgan Kaufmann Publishers,2001
- [28] 李雄飞,李军. 数据挖掘与知识发现[M]. 北京:高等教育出版社,2003
- [29] 苏金明,张莲花,刘波. MATLAB工具箱应用[M]. 北京:电子工业出版社,2004
- [30] 张铮,杨文平,石博强等. MATLAB程序设计与实例应用. 北京:中国铁道出版社,2003
- [31] 苏晓生.掌握MATLAB 6.0及其工程应用[M].第1版.北京:科学出版社,2002
- [32] 胡定国,张润楚. 多元数据分析方法. 天津:南开大学出版社,1990:152-156
- [33] 汪云九. 神经信息学——神经系统的理论和模型. 北京:高等教育出版社,2006

攻读硕士学位期间发表的学术论文

- [1] 吴镒,陈志华,赵力. 基于聚类分析方法的酒后人脑状态研究. 现代生物医学进展

致 谢

本论文在指导教师陈志华教授的悉心指导和作者的努力之下，终于圆满完成。首先我要感谢我的指导教师陈志华教授。陈志华教授广博的知识、丰富的实践经验、严谨的治学态度使我受益匪浅，他的悉心指导使我学到了许许多多有用的知识，我深深感到自己在这几年取得了一些进步，这些进步离不开指导教师的培养、关心和鼓励。同时，在攻读硕士期间，陈志华教授给我提供了许多的锻炼机会，使我有幸参加教育部基金项目研究和开发工作，从中我学到了许多宝贵的经验，这也为本论文提供了研究背景和许多有价值的思想和素材。

感谢各位领导给予的鼓励和支持。同时我还要感谢研究生院的各位老师，没有他们默默地服务，我也不会如此顺利毕业，感谢你们。感谢和我一起工作和学习的同学们，文中的许多思想来自与他们交流问题时所受到的启发。在此仅对他们表示诚挚的谢意。最后，我还要特别感谢我的家人，在近二十年的求学生涯中，家人给予了我无微不至的关心和全力支持，我的成长凝聚了他们的心血和汗水，衷心的感谢他们。

附 录

1. 脑电图的常用描述语

(1) 波：脑电图记录中电极对之间的电位差的变化。脑电图记录至少要有两个电极，将一个电极输入脑电图机的输入接头 1(栅极 1, G1)，另一个电极输入接头 2(栅极 2, G2)，当两个电极间的电位差被记录下来就是脑电图。表示在模式图上，就有 G1、G2 输入端的一方是零点位的情况，两者相等的情况，各自均不为零有电位差的情况等。假如身体的一部分为零电位点，在这里放一个电极，表示另一个电极的电位变化就是与零的差，即可作为绝对值记录下来。实际上这样理想的零电位点是不存在的，我们能利用的是距离脑尽可能远的身体上的某一个点，假如选躯干或四肢为参考电极，脑电图中就会混进波幅比脑电图大 1000 倍的心电图，所以一般用耳垂或乳突。这些想对于脑电位为零电位点的电极称为参考电极，与此相对应，为记录脑电图而安装在头皮上的电极称为探查电极。

(2) 活动：作为脑电图记录所描述的波称为 α 波，产生 α 波的脑电活动称作 α 活动。根据过机脑电图学会联合会术语委员会的推荐，所谓活动，定义为“脑电图的波或波的连续”。

(3) 背景活动：当棘波或特定的一过性阵发波作为需要研究的问题时，把构成这种波形以外的波称作背景活动，其定义为：构成某正常或异常脑电图波形的背景，且与这些特定的波形有区别的脑电活动。

(4) 复合波：具有特征性的波形，或以相当恒定的波形反复出现，与背景活动有区别的 2 个或 2 个以上的波的连续。

(5) 过性现象：棘波与尖波是根据其波形与记录的其它部分相比显著尖锐的特征来分类的。像棘波和尖波那样突出于背景活动，非连续性出现-过性地出现的波称作过性现象，是有别于形成其它的背景活动的波和节律。

(6) 基本节律：与背景活动有类似的意义，它不是一过性现象，是持续性出现的形成脑电图的大部分的节律，多由 α 节律和快波等构成。

2. 聚类分析的常用描述语

(1) 聚类分析(Clustering Analysis)：把一个给定的数据对象集合分成不同的簇。即在空间 X 中给定一个有限的取样点集或从数据库中取得有限个例子的集合。聚类的目标是将数据聚成类，使得类间的相似性尽可能的小，而类内的相似性尽可能的大。

(2) 簇(Cluster): 一个数据对象的集合。在同一簇中, 对象具有相似性, 不同簇中, 对象之间是相异的。