**基于VR与EEG的情绪识别系统设计**

目录

[第一章 绪论 5](#_Toc467268551)

[1.1研究背景 5](#_Toc467268552)

[1.2研究现状 5](#_Toc467268553)

[1.3研究目的与意义 6](#_Toc467268554)

[1.4课题来源与研究内容 6](#_Toc467268555)

[第二章 相关研究 8](#_Toc467268556)

[2.1 VR技术简介 8](#_Toc467268557)

[2.2情绪相关研究 9](#_Toc467268558)

[2.2.1 情绪的产生 9](#_Toc467268559)

[2.2.2 情绪的分类 11](#_Toc467268560)

[2.2.3 情绪的诱发 13](#_Toc467268561)

[2.3 大脑的功能结构与脑电的产生 15](#_Toc467268562)

[2.4 脑电信号的预处理 18](#_Toc467268563)

[2.5 脑电信号的特征提取 19](#_Toc467268564)

[2.5.1 脑电信号的时域特征 19](#_Toc467268565)

[2.5.2 脑电信号的频域特征 19](#_Toc467268566)

[2.5.3 脑电信号的时-频特征 21](#_Toc467268567)

[2.6 分类算法 22](#_Toc467268568)

[第三章 实验设计 24](#_Toc467268569)

[3.1 实验目的 24](#_Toc467268570)

[3.2 刺激材料 24](#_Toc467268571)

[3.3 被试选择 25](#_Toc467268572)

[3.4 实验环境 25](#_Toc467268573)

[3.5 实验流程 26](#_Toc467268574)

[3.6 本章小结 27](#_Toc467268575)

[第四章 情绪识别系统设计 29](#_Toc467268576)

[3.1 脑电信号采集装置 29](#_Toc467268577)

[3.1.1 脑电采集设备 29](#_Toc467268578)

[3.1.2 VR情绪刺激设备 30](#_Toc467268579)

[3.1.3 信号同步设计 30](#_Toc467268580)

[3.2 虚拟现实场景设计 32](#_Toc467268581)

[3.3 本章小结 32](#_Toc467268582)

[第五章 情绪识别算法设计 33](#_Toc467268583)

[5.1 情绪识别研究 33](#_Toc467268584)

[5.1.1 数据预处理(添加ICA理论介绍？) 33](#_Toc467268585)

[5.1.2 特征提取 35](#_Toc467268586)

[5.1.3 特征选择与降维 42](#_Toc467268587)

[5.1.4 情绪识别算法 45](#_Toc467268588)

[5.2 情绪识别分析 48](#_Toc467268589)

[5.3 识别软件整体效果 49](#_Toc467268590)

[5.4 本章小结 49](#_Toc467268591)

# 第一章 绪论

## 1.1研究背景

情绪是日常屡见不鲜并亲身体验着的一种心理活动，它给人们带来快乐和满足，又使人不可避免地遭受苦恼和折磨。

近年来，随着社会经济飞速发展，越来越多的人们正在经受前所未有的情绪问题。在工作中，许多员工不小心进入情绪的漩涡；在生活中，太多的琐事引发情绪失控；在学习上，学生的情绪问题层出不穷，有些已酿成悲剧。长期处于消极的情绪状态会引起更加复杂的心理状态，比如抑郁症等，更有甚者会引起生理问题的出现。

对于情绪的研究已经有一个多世纪，不同学派使用的方法也不尽相同。近年来，随着感知技术和脑电信号采集设备的广泛应用，信号处理技术与机器学习技术的快速发展，计算机数据处理能力的大幅提升，虚拟现实技术的涌现，基于脑电的情绪识别研究已经成为热门课题。

在利用脑电进行情绪研究，如何获得被试在不同情绪下的脑电信号这一环节很重要，目前常用的手段包括：自发回忆、图片刺激、音乐刺激、视频刺激、想象刺激等，但目前的情绪诱导方法存在着诱发效果差、易受干扰等缺点。本文设计一种用虚拟现实技术作为诱发的手段的新型脑电信号采集设备，并对这种设备的有效性进行验证。

## 1.2研究现状

利用脑电来进行情绪识别，国内外已经有人进行了大量的相关工作与研究。

1.2.4 情绪的识别

<http://www.ithome.com/html/next/225431.htm>

## 1.3研究目的与意义

1.3.1 脑电检测设备对心理研究的意义

脑电设备在心理学研究中有着广泛的应用，脑电可用于研究注意、感知觉、记忆、语言、运动准备、决策和判断等信息加工过程。便携式脑电设备在数据精度要求不高情况下能为科研人员带来很多便利，同时基于VR的特定场景刺激下脑电信号也为心理研究人员带来新的实验空间。

1.3.2 脑电检测设备对心理问题治疗的意义

结合VR的脑电检测设备，在情绪改善、缓解压力、减少恐惧、抑郁症治疗、老年痴呆记忆力恢复等领域有着广泛的使用。

1.3.3 情绪识别的商业价值

VR方向的广告投放很有可能先分一羹，头显中植入的传感器可以随时对使用者的情绪进行解读，从而展现合适的广告内容。在疲倦和忧伤之余，甜品和饮品的推送会显得更有接受度。基于VR世界的零售商店，将有机会根据顾客的情绪反馈来对特定的产品进行促销，以便提供更为人性化的服务。

而游戏制作人无需再费尽心力的揣测玩家的想法，通过数据的收集，我们可以分析玩家对于游戏的哪一部分最感兴趣，从而相应的调节平衡，设置内购激励措施，或者增添NPC的交互功能，最大限度的提高整体留存率【http://www.ithome.com/html/next/225431.htm】。

## 1.4课题来源与研究内容

本课题依托广州市人体数据科学研究中心申请的科技项目《基于虚拟现实的脑功能监护设备及其在抑郁症辅助治疗中的应用》，本文设计的基于VR的脑电采集系统即是脑功能监护设备的重要组成部分，本文简化了脑电检测装置并实现便携式，同时验证了基于VR的脑电采集系统在诱发情绪上的有效性，该设备后续将应用于抑郁症识别与辅助治疗中。

本文的结构如下：

1. 绪论 介绍本文的研究背景和研究现状以及意义。
2. 相关研究与实验设计 介绍本文需要用到的基础知识以及验证情绪识别系统有效性的实验设计。
3. 情绪识别系统设计 介绍该情绪识别系统的硬件设计、VR情绪诱发内容设计和系统同步设计。
4. 情绪分类研究 介绍情绪分类方法和特征提取方法，同时验证该识别系统的有效性。
5. 总结与展望 针对该系统，对所做工作进行总结，分析工作中的不足并提出改进方案对下一步研究进行展望。

# 第二章 相关研究

## 2.1 VR技术简介

VR技术也称灵境技术或人工环境，具有极强的沉浸感与临场感，是一场交互方式的歌名。其定义是集合仿真技术、计算机图形学、人机接口技术、多媒体技术传感技术以及网络技术等多种领域技术而开发出来的一种计算机仿真系统，能够创建并让用户感受到原本只有在真实世界才会拥有的体验。简单来说，VR技术能够将用户的感知带入由它创建的虚拟世界，并让用户以为眼前的以前一切都是真实的。

VR经历了三次热潮：第一次源于1960年代，确立了VR技术原理；第二次发生在1990年代，VR试图商业化但未能成功；目前正处于第三次热潮前期，技术层面比之前有质的飞越，显示设备、显卡性能都有较大幅度的提升，物理追踪技术更为精确，体感控制、手势识别、语音控制等交互方式更加丰富。

第一次热潮发生在1960年代，科学家们建立了VR的基础原理和产品光学构造。1960年，电影摄影师Morton Heilig提交了一款VR设备的专利申请文件，专利文件上的描述是“用于个人使用的立体电视设备”。1967年，Heilig又构造了一个多感知仿环境的虚拟现实系统Sensorama Simulator，这也是历史上第一套VR系统，它能够提供真实的3D体验，例如用户在观看摩托车形式的画面时，不仅能看到立体、彩色、变化的街道画面，还能听到立体声，感受到行车的颠簸、扑面而来的风还能闻到花的芳香。1968年美国计算机图形学之父Ivan Sutherlan在哈佛大学组织开发了第一个计算机图形驱动的头盔显示器HMD及头部位置跟踪系统，是VR发展史上一个重要的里程碑。进入80年代，VR相关技术在飞行、航天等领域得到比较广泛的应用。

第二次热潮发生在1990年代，这是一次如火如荼的商业化热潮，但最终没能获得成功。1989年Jaron Lanier首次提出Virtual Reality的概念，被称为“虚拟现实之父”。1991年，一款名为“Virtuality 1000CS”的设备出现在消费市场中，由于它笨重的外形、单一的功能和昂贵的价格，并未得到消费者的认可；但掀起了一个VR商业化的浪潮，众多公司推出了自己的VR产品。但这一轮商业化热潮，由于光学、计算机、图形、数据等领域技术尚处于高速发展早期、产业链也不完备，并未得到消费者的积极响应。但此后，企业的VR商业化尝试一直没有停止。

第三次热潮源于2014年Facebook 20亿美元收购Oculus，VR商业化进程在全球范围内得到加速，各种VR产品在市场上铺开。各项技术的突破，使得VR设备得以普及，开始在游戏、影视、直播、教育、医疗等领域逐步得到应用。而本文是将VR运用于科学研究与心理治疗的一次尝试。

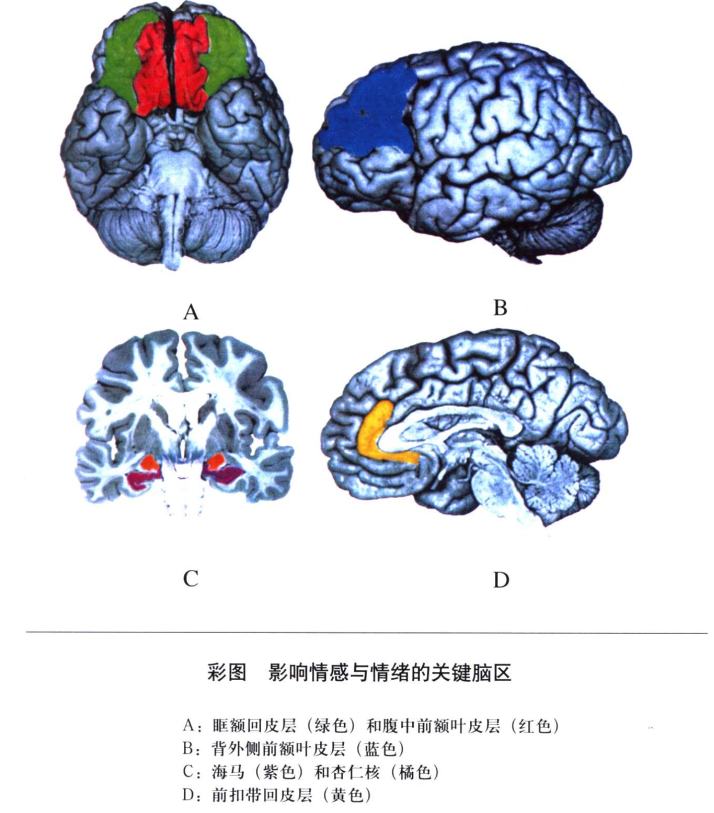
## 2.2情绪相关研究

### 2.2.1 情绪的产生

情绪是如何产生的，在认知科学、神经科学领域经过漫长的研究，虽然目前并没有完全的定论，但也取得了令人比较满意的成果。

达尔文的进化观点对情绪的研究有启蒙作用，他认为情绪作为人类种族进化的证据，可能是人类行为得以延续的机制【情绪心理学】。基于达尔文进化论的影响和生物科学的发展看，美国心理学家James和丹麦生理学家Lange分别于1884年和1885年提出相同的情绪心理学说，后来被称为James-Lange情绪外周学说，它强调情绪是对身体变化的感觉【情绪心理学】。而Cannon反对James的理论，他的丘脑学说指出大脑皮层接收外界刺激并激活丘脑，并由此产生不同的情绪。Cannon的理论肯定了丘脑在情绪产生过程中的作用，但同样过于片面而全面否定了外周生理与情绪产生之间的关系。

在Cannon以后，情绪生理学的研究继续进行。精神分析学派弗洛伊德把情绪看做能够释放的过程，也承认情绪活动必须伴随有意识的体验【情绪心理学】。新精神分析学派接受弗洛伊德的情绪是能量释放、无意识和内驱力等观点，同时把情绪放在更大的心理环境中考虑。认为能量的释放，冲动，动机，知觉，认知，意识和无意识均参与情绪的形成，认为情绪本身就是一种行为动力【情绪心理学】。在这些理论的基础上，Pepez在1937年提出了情绪的“Pepez环路”理论，之后Maclean在这个环路上附加一些合团，命名为“边缘系统”，它包括皮层和皮层下的结构，扣带回、海马皮层、丘脑和下丘脑。在相当长的一段时期里，边缘系统在情绪脑机制的解释上占统治地位，然而上世纪80年代以来，这个概念由于在结构和功能上的不精确而被质疑。现在，情绪的机构定位，从下丘脑延伸到边缘系统和整个中枢神经系统各水平结构，从新皮质前额叶皮层到脊髓均包括在内。而原来的边缘系统，如海马和乳头体已被证明对认知比对情绪过程更重要。可是，杏仁核，作为边缘系统的一部分，在许多情况中被牵涉到情绪加工中。边缘系统作为情绪的机构定位存在如此之久就是由于杏仁核所起的核心作用（LeDoux，1992），然而，边缘系统作为一个神经解剖概念，使用起来有缺陷，很难从解剖学的基础上来确定，而且，情绪与调节它的神经结构最终能被功能性神经行为研究证实（Beridge,2003）。情绪脑的主要结构涉及杏仁核和以杏仁核为核心的广泛连接的神经环路：前额叶皮层， 包括眶额回皮层；扣带回皮层，特别是前扣带回皮层；下丘脑、杏仁核；腹侧黑质、隔区和中脑边缘核团等部位【情绪心理学】。



图，影响情绪的关键脑区

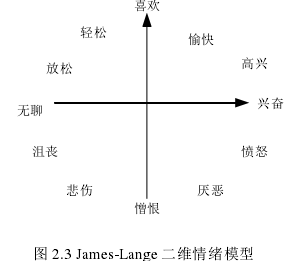
人们对情绪的研究还在继续，但神经解剖学和认知科学的研究表明，情绪的产生与生理活动，大脑皮层，杏仁核有着密切的关系。这为研究大脑皮层的活动分析和识别人的情绪状态提供了理论依据。

### 2.2.2 情绪的分类

目前，学术界对情绪并没有统一的定义，学术界对情绪模型也存在很大的争议。但有个普遍的认同就是情绪与生理上的反应有一定的映射关系，这为利用生理信号进行情绪分类提供了理论依据。

情绪模型是在情绪识别前需要搞清楚的。一般的情绪分类主要有两大基本观点：离散模式和连续模式。离散模式认为情绪具有完全不同的结构，连续模式认为不同情绪之间有着过渡阶段。而离散模型在研究中被广泛使用。早在中国的《黄帝内经》中将情绪分为“喜怒忧思悲恐惊”，Ekman受达尔文进化论启发而形成的离散情绪模型将情绪分为愉悦、惊讶、愤怒、厌恶、悲伤和恐惧六种情绪状态。

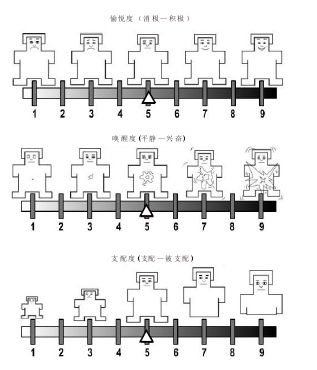
很多时候，情绪是几种基本情绪混合而成的综合感受，这就产生了概率化、多标签、模糊化的情绪模型，即多维连续模型【视频诱发情绪】。最常见的维度分类方法是James-Lange维度情绪分类模型，该模型以James-Lange情绪外周学说为基础指导，其影响广泛并获得了普遍的认可。James-Lange理论将人类的情绪划分在维度空间中的矢量点上，不同情绪的差别由矢量空间中对应点之间的距离度量，相似的情绪状态在空间中的距离也相近，不同情绪的转变可以视为一种渐变的转换。如图，纵坐标表示心情的愉悦程度，从不喜欢到喜欢过渡；横坐标用来表示兴奋程度，从无聊逐渐过渡到兴奋状态。这样，不同的情绪就分解到二维坐标系中。本文以James-Lange二维情绪模型为基础，针对情绪的无聊-兴奋维度进行情绪的识别，期望通过脑电信号能对情绪有很好的识别效果。



Mehrabian和Russell【Albert M. Basic Dimensions for a General Psychological Theory: Implications for Personality, Social, Environmental, and Developmental Studies [M]. Cambridge: Oelgeschlager, Gunn & Hain, 1980】提出以PDA情感模型来描述和测量情绪状态，P代表愉悦度（Pleasure）,表示个体情绪状态的正负特性；Ａ代表兴奋度（Arousal），表示个体的生理激活水平；Ｄ代表支配度（Dominance）,表示个体对情景和他人的控制状态。

PAD将情绪通过三个维度进行表达：首先是两个基本的维度：愉悦度用以描述情绪从愉快到不愉快的感觉，分类为正、负两极，位于正极的称积极情绪，通常带来愉悦感受（如欢乐、幸福等）；位于负极的称消极情绪，通常产生不愉悦感受（如愤怒、害怕等）。唤醒度是指激活与情感状态相联系的机体能量的程度，描述情绪从兴奋到平静的感觉，唤醒度越大，所产生的情绪就越强烈。再加上与强度相关的维度“支配度”，代表情绪的控制和主导性，例如愤怒和害怕都属于不愉悦的情绪，其中愤怒是支配性的情绪，而害怕是服从性的情绪。

SAM是佛罗里达大学情绪和注意研究中心教授 Bradley和Lang设计的一种测量顾客情绪反应的情绪自我评价等级系统，以Mehrabian 和Russel的情绪 PAD 维度模型（愉悦度、唤醒度、支配度）为基础[46,47]。SAM 通过卡通人物的抽象绘图的形式阐明愉悦度、唤醒度、支配度三个维度（图 2-11）。其中，微笑的图像到皱眉图像代表愉悦度；从兴奋地、睁大眼睛的图像到放松的、欲睡的图像表示唤醒度；支配度通过 SAM 尺寸的大小表示控制方面的改变（大的图像表示对现状最大限度的控制），被试需要表明哪个人物形象更能代表他们的情绪状态。



本文针对脑电信号在兴奋-平静维度上进行情绪分类，以唤醒度作为分类标准。

### 2.2.3 情绪的诱发

情绪研究的重要前提条件之一就是诱发人的不同情感，情绪材料诱发即向被试呈现具有情绪色彩的材料, 从而诱发被试相应情绪的方法。根据材料呈现感觉通道的不同, 可以将其分为视觉刺激材料, 听觉刺激材料和嗅觉刺激材料【情绪诱发方法述评】。

视觉刺激：视觉刺激是最为常用的情绪诱发方法, 即给被试呈现具有情绪色彩的文字、图片等刺激材料,以此来诱发被试的目标情绪。目前, 视觉刺激已

经形成了较为完善的标准刺激材料库, 在文字方面, 美国国立精神卫生研究所(National Instituteof Mental Health, NIMH)推出的英语情感词系统(Affective Norms for English Words, ANEW, 1999a)和英文情感短文系统(Affective Norms for English Text, ANET, 2007)都是得到广泛认可的文字情绪刺激材料库(Kousta, Vigliocco, Vinson, Andrew, &Del Campo, 2011; Kousta, Vinson, & Vigliocco,2009; Lang, 2010); 而在图片方面, NIMH 建立了国际情绪图片系统(International Affective Picture System, IAPS, 2008), 为情绪诱发研究提供了更多选择(Frantzidis et al., 2010)。

由于文字和图片刺激往往会受到文化背景的影响, 国内研究者在相关研究的基础上, 对国外的刺激材料进行了本土化修订和完善, 推出了汉语情感词系统(Chinese Affective Words System, CAWS)(王一牛, 周立明, 罗跃嘉, 2008)和中国情绪图片系统(Chinese Affective Picture System, CAPS) (白露,马慧, 黄宇霞, 罗跃嘉, 2005)。这些系统的开发, 为国内研究者提供了一系列情绪诱发的重要工具(刘俊升, 桑标, 2009; 辛勇, 李红, 袁加锦, 2010)。

听觉刺激：研究发现, 自然界的声音录音、非言语音节以及音乐都可以作为情绪诱发的材料。例如 ,NIMH 通过采集鸟叫、婴儿哭泣、炸弹爆炸、下雨等一系列声音, 对其愉悦度和唤醒度进行评定,建 立 了 国 际 情 感 数 码 声 音 系 统 (International Affective Digital Sounds, IADS, 1999b), 2007 年又对其进行了修订, 推出了 IADS2。这两个系统为研究听觉刺激对认知、情绪、行为的影响提供了标准化的工具, 被应用于大量实验研究中(Strait,Karus, Skoe, & Ashley, 2009; Plichta et al., 2011;Tajadura-Jiménez, Larsson, Väljamäe, Västfjäll, &Kleiner, 2010)。而国内研究者同样在大量收集各种声音的基础上建立了中国情感数码声音系统(Chinese Affective Digital Sounds, CADS) (刘涛生,罗跃嘉, 马慧, 黄宇霞, 2006)。

随着音乐在消费者情绪行为控制、情绪紊乱的心理治疗、个体自我情绪调节(Alpert, J. I. &Alpert, M. I., 1990; Gold, Voracek, & Wigram, 2004)等众多领域得到了越来越广泛的应用, 音乐情绪诱发也开始受到了心理学家的重视。经过十多年的积累, 一些音乐和情绪的对应关系逐渐达成共识, 例如, 巴赫的“勃兰登堡协奏曲”或贝多芬的“第六交响乐”通常能够诱发愉快情绪; 霍尔斯特的“火星：战争使者”能够诱发恐惧情绪; 而使用巴 伯 的 “ 弦 乐 柔 板 ” 能 够 诱 发 出 悲 伤 情 绪(Krumhansl, 1997; Peretz, Gagnon, & Bouchard,1998; Baumgartner, Esslen, & Jäncke, 2006)；等等。

虽然音乐作为优秀的情绪诱发方式，但目前还缺乏标准化的情绪诱发材料库。

嗅觉刺激：嗅觉是人类的另一种重要的感觉器官, 在嗅觉诱发情绪的研究中, 主试通常让被试有意或无意识地嗅闻某种气味, 以此达到情绪诱发的目的。研究发现, 嗅觉刺激和其他感觉通道的刺激一样, 能够诱发被试积极或消极的情绪, 进而对个体的认知、行为产生影响(Ilmberger et al., 2001;Millot & Brand, 2001; Chebat & Michon, 2003;Rétiveau, Chamber, & Milliken, 2004); 而进一步研究表明, 阈下的嗅觉刺激也能够起到相同的作用(Walla, 2008)。此外, 研究发现, 气味还存在着联结诱发作用, 即被试往往会将特定的气味与闻到该气味时的 情 绪 体 验 之 间 产 生 联 结 (Herz, Beland, &Hellerstein, 2004; Herz, Schankler, & Beland, 2004;Mennella & Beauchamp, 2005), 再次向其呈现该气味就能够诱发出相应的情绪。一些研究者利用这一特点, 设计了一系列情绪诱发实验, 收到了很好的诱发效果。例如, 在 Herz, Schankler 和Beland (2004)的研究中, 主试在被试(无论是成人还是儿童)遭遇挫折的同时让其闻到一种特别的气味, 在随后的无关任务中, 同样气味的再次出现成功诱发了被试的相应情绪, 并降低了其完成任务的动机。而类似的情况在大量研究中都有所报告(Robin, Alaoui-Ismaili, Dittmar, & Vernet-Maury,1998; Epple & Herz, 1999; Millot & Brand, 2001)。

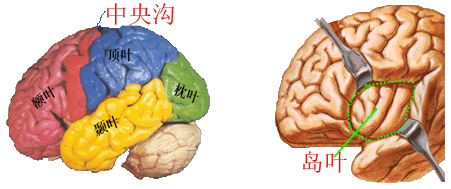
与音乐诱发类似，嗅觉诱发目前尚未有标准化材料库，刺激材料往往很难得到。

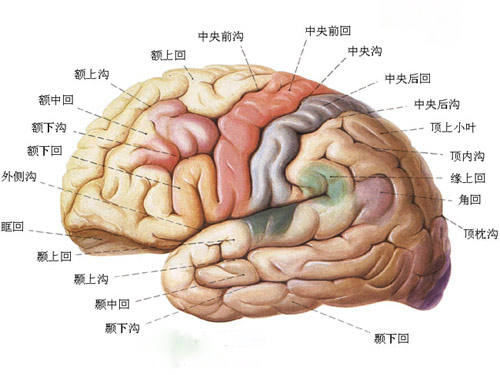
多通道刺激：多通道刺激是指组合使用视觉、听觉、嗅觉等诱发材料的刺激，以达到更佳的情绪诱发效果。其中视频刺激就是融合视觉听觉的刺激。而本文提到的基于虚拟现实技术的情绪刺激则是融合视觉、听觉、触觉等多种感觉的刺激手段，同时虚拟现实技术的沉浸式体验让被试处于不被打扰的刺激环境中，情绪诱发效果更加明显。

本论文采用的就是具有多通道刺激的VR头显设备进行情绪诱发的，并验证其诱发效果相对于单纯视频诱发好。

## 2.3 大脑的功能结构与脑电的产生

大脑是中枢神经系统的最高级部位，包括左、右两个半球并由胼胝体相连。大脑半球被覆灰质，称大脑皮层，其下方为白质，称为髓质。髓质内的灰质核团为基底神经节，在大脑两半球间有巨束纤维相连。



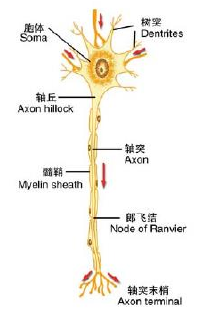


大脑各叶的位置、结构和主要功能如下：

1. 额叶：位于中央沟以前，在中央沟和中央前沟之间为中央前回。在其前方有额上沟和额下沟，被两沟相间的是额上回、额中回和额下回。额下回的后部有外侧裂的升支和水平分支。主要负责高级的认知功能，学习功能、语言功能、抽象思维、情绪等。
2. 顶叶：位于中央沟之后，中央后回位于中央沟与中央后沟之间，横行的顶间沟将顶叶分为顶上小叶和顶下小叶，顶下小叶又包括缘上回和角回。顶叶主要负责躯体感觉功能，空间信息处理功能，以及视觉信息和体感信息的整合。
3. 颞叶：颞叶位于外侧裂下方，由颞上、中、下三条沟分为颞上回、颞中回、颞下回。颞叶主要负责听觉的处理，与长期记忆有关。
4. 枕叶：枕叶位于枕顶沟和枕前切线之后，主要负责视觉信息处理。

脑电信号源于大脑内多个神经元的共同放电活动，通过大脑皮层传递到头皮表面。神经元包括细胞体、轴突和树突。其中细胞体负责整个细胞的营养代谢，是细胞存活的重要条件，其结构包括细胞膜、细胞质以及细胞核三部分。树突用于接收临近神经元发出的的信息，一般情况下树突具有多个较短的树突，每个树突都具有多个分支。轴突的主要作用是传递神经活动，每个神经元只有一个轴突。轴突末梢的突触与其他神经元树突通过神经递质传递信息，形成轴突-树突突触。

脑电实际上是一种生物放电现象，就是神经元在进行活动时随之产生的各种电位动作。大量的实验研究表明，神经元突触后电位是脑电信号的主要来源，构成了脑电波的大部分信号。神经元之间的信号传递是通过突触的连接来完成的，其传递的过程可以描述为：当神经元产生刺激冲动时，将通过突触从前一神经元传递给后一神经元。这种刺激的传递是通过突触内部释放的神经递质来实现的，神经递质的释放改变了突触后膜两端电位差，从而引起细胞间的局部电流，当这种电流累积到一定程度时便实现了信号的传递。根据神经元反馈回路学原理，脑电信号实际上是一种具有节律性的电信号。大量的神经元在互相连接时是一种闭合的来回形式，并且存在有正、负反馈机制。当回路中的某一个或多个神经元兴奋时，这种刺激将根据具体的连接状态形成抑制或者激励，从而完成大脑的特定功能。而在这个活动中，神经元的不断放电便形成了脑电信号，并且能够通过设备采集。



根据脑电信号产生的条件可以分为自发脑电信号、诱发脑电信号两种。其中

自发脑电信号是大脑自身发生的一种有规律的电信号，其主要代表了大脑对身体

各个器官功能的控制用以维持自身的生存。而诱发脑电信号则是经由外界刺激产

生的，是大脑对外界环境信息进行感知、加工处理的一种表现。从信号特征来看

通常来讲自发脑电信号较诱发脑电信号波幅较大，不需要刺激，信号随时可以测

得，方便简单，但信号的处理相对较难【驾驶员对交通标志的视觉信息】。

## 2.4 脑电信号的预处理

脑电活动最早是在 1875 年被英国利物谱的内科医生 Richard 发现的，而其首次被记录则是在1926 年由奥地利精神病学家 Hans Berger 完成了对人脑 EEG信号的采集【Dvorak. Taken versus multichannel reconstruction in EEG correlation exponent estimates [J]. Physics Letters A. 1990, 151(5):225-233】。

由于脑电信号十分微弱，因此在采集过程中很容易受到其他噪声信号的干 扰。脑电信号的预处理主要是指去除采集到的脑电信号中所掺杂的伪迹。在情绪识别研究中，所要去除的伪迹主要包括眼电、肌电、心电、工频干扰、电磁干扰和任务不相关的脑电等。目前比较常用的伪迹去除方法主要包括滤波和独立成分分析等。由于工频干扰和电磁干扰往往发生在高频段，因此可以通过带通滤波或低通滤波的方式将容易产生干扰的频段过滤掉，只保留有效的频段的脑 电信号。对于不易通过滤波去除的伪迹，通常采用独立成分分析、主成分分析等方法，找出干扰信号并将其与脑电信号分离开。Bartels 等将盲信号分离、独立成分分析和支持向量机相结合，提出了一种有效的去伪迹处理方法。通过分析每个算法的特点，得出了用盲信号分离中的Amuse算法去除眼电，用独立成分分析中的Infomax算法去除肌电的预处理方法，并得到了较好的去伪迹效果【基于脑电的情绪识别综述】。【Automatic Artifact Removal from EEG - A Mixed Approach Based on Double Blind Source Separation and Support Vector Machine】

## 2.5 脑电信号的特征提取

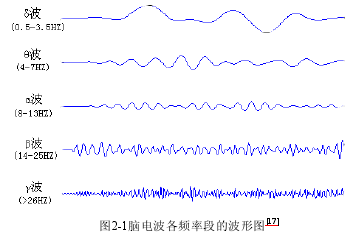
基于脑电的情绪识别研究中，情绪提取环节至关重要，只有找出了与任务相关的代表性特征才能为后续的情绪识别提供保证。常见的脑电特征主要分为3类：时域特征、频域特征和时-频特征。

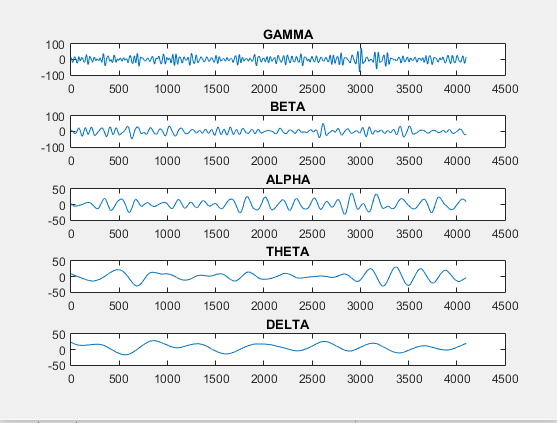
### 2.5.1 脑电信号的时域特征

时域特征往往把去除伪迹后的脑电信号在时域上的信息或将时域上的信号统计量作为特征。时域信号的均值、标准差、偏斜度、峰值、原始信号首次差异的平均绝对值、归一化后信号的首次差异的平均绝对值、振幅差等，可以作为时域特征。时域特征在情绪识别中的典型应用就是事件相关电位分析法。事件相关电位是指当外加一种特定刺激，作用于感觉系统或脑的某一部分，在给予或撤销某种刺激时，或当某种心理因素出现时，在脑区产生的电位变化【基于脑电的情绪识别综述】。在利用事件相关电位进行情绪识别研究中，通常是诱发情绪然后观察相关脑区的诱发电位变化。

### 2.5.2 脑电信号的频域特征

脑电信号的频率范围主要在4-45Hz,按频率可以分为以下几段：





α波：频率为8-13Hz，幅度为 20～ 100μ V。α波在枕部和顶枕部最显著，其波形近似正弦波。正常人在清醒、安静、闭目时，α波即可出现，其波幅呈现由小变大，然后由大变小，如此反复进行的周期性改变，形成所谓α波的“梭形”。每一α波梭形持续约 1～ 2 秒。当被试者睁眼或接受其他激动性刺激时（如令其进行心算），则α波立即消失并转为快波，此现象称为“α波阻断”。因此一般认为，α波是大脑皮层处于清醒安静状态时电活动的主要表现。

β波：频率为14-30Hz，幅度为 5～ 22μ V。β波在额叶与顶叶比较明显。当被试者睁眼视物、进行思考活动时，β波即可出现。有时β波与α波同时在一个部位出现，β波重叠在α波之上。一般认为，β波是大脑皮层处在紧张激动状态时电活动的主要表现。θ波：频率为每秒 4～ 7 次，幅度为 20～ 150μ V。θ波在枕叶和顶叶比较明显，在成人困倦时可以出现。在幼儿时期，脑电波频率比成人慢，一般常见到θ波，到十岁后才出现明确的α波。

δ波：频率为0.5-4Hz，幅度为 20～ 200μ V。正常成人在清醒状态下，几乎是没有δ波的，但在睡眠期间可出现δ。在婴儿时期，脑电频率比幼儿更慢，常可见到δ波。一般认为，高幅度的慢波（δ或θ波）可能是大脑皮层处于抑制状态时电活动的主要表现。

θ波:频率范围是 4-8Hz，比较明显的部位是在颞叶和顶叶。一般当人的精神在深度松弛状态会出现θ波，表明中枢神经系统受到抑制。正常成人会在睡眠初期呈现此波形。若没有经过训练，就将脑电波降低到这么低频率，人就会很快的进入到睡眠状态，如果在清醒状态仍然会呈现θ波则反映了智力低下。此外，θ波与脑部的边缘系统也有着直接联系，可以帮助我们进行深层记忆，强化人的长期记忆。

γ波：频率范围大于35Hz，在额区和中央区较常见，与知觉处理相关。

常见的频域特征有功率谱，功率谱密度，能量等。这些特征的提取通常都建立在功率谱估计的基础上。经典的功率谱估计是以一定时间段数据的傅里叶变换作为基础的估计，通常通过直接法和间接法两种途径实现。直接法是将功率谱看作是幅频特性平方的总体均值与持续时间之间的比值来计算;间接法是先计算出相关函数，再进行傅里叶变换，从而得到所要求的功率谱估计。在此基础上就可以得到功率谱密度和能量等频域特征。

### 2.5.3 脑电信号的时-频特征

由于脑电信号的不稳定性，单纯考虑时域特征或频域特征都是不全面的，因此越来越多的研究开始将时域和频域联系起来，找出能够同时反映时域和频域的脑电特征，这里称其为时频特征。提取时频特征的常见方法，主要有短时傅里叶变换和小波变换等。

短时傅里叶变换是在传统傅里叶变换的基础上加入窗函数，通过窗函数的不断移动来决定时变信号局部弦波成分的频率和相位。Lin等以音乐作为刺激材料， 通过32导的电极帽采集情绪实验中被试的脑电信号，再利用短时傅里叶变换将脑电信号映射到上述5个常用频段上，之后分别计算出每个频段所对应的功率谱密度，最后利用电极间的对称关系组合出4组特征，分别是:对称电极间的差，对称电极间的商，除去中间电极后的电极功率谱密度，以及所有电极各自的功率谱密度。通过这4组特征进行后续的情绪识别。

小波变换是指用某些特殊函数作为基函数，并以此对数据进行变换操作，从而发现其类频谱特征的变换过程。与短时傅里叶变换一样，小波变换也将时域和频域联系起来，与短时傅里叶变换不同的是小波变换的窗函数可以随频率的改变而改变，从而能够给出更好的特征表示。Murugappan等用视频片段作为情绪实验的刺激材料，在经过预处理之后对脑电信号进行小波变换，从而得到一系列的小波系数，通过小波系数得到频段的能量。Murugappan等将子频段的能量在总体 能量中的比率，alpha频段小波系数的均方根及能量作为脑电特征。

## 2.6 分类算法

情绪识别中对最重要的一环就是通过脑电对情绪进行分类，我们将提取到的特征经过数据预处理、特征提取与特征选择后，利用分类器对其所对应的状态进行判别。下面主要介绍比较常见的分类器算法：决策树、逻辑回归和支持向量机。

# 第三章 实验设计

## 3.1 实验目的

采集不同人在虚拟现实刺激下不同情绪状态的脑电信号，通过对脑电信号的分析处理，选择合适的数据处理算法，提取有效的脑电信号特征，设计鲁棒的情绪识别算法，达到通过脑电信号识别情绪状态的目的。同时，验证这套基于VR与脑电的情绪识别系统是能够正常有效地工作的。为今后这套系统应用于其他方面(比如，抑郁症识别、阿尔茨海默症早期诊断)提供基础。

## 3.2 刺激材料

在本试验中，尽量挑选在VR中有沉浸感能引起被试情绪共鸣的VR格式的视频。由于实验时间有限同时目前的VR设备长时间佩戴会引起眩晕等不适，所以视频时长尽量短测试时间尽量短，同时使情绪能在一段时间内维持在一定的水平之上，以获得在有限的时间内获得足够多的有效数据。刺激材料一般都在两分钟左右。

本实验，要求刺激材料能够诱发被试产生兴奋、平静两种情绪状态。

由于被试都是以中文为母语，都是研究生学历具有一定的英语视听能力，接受能力强，眼界较开阔，所有没有特别筛选中文影片。对于正面兴奋情绪我们选择了像高空跳伞、过山车等刺激能引起被试兴奋感觉的材料，对于负面平静情绪我们选择了以自然风光为主的刺激材料。



图，刺激素材

## 3.3 被试选择

参与实验的志愿者系华南理工大学22-26岁之间的学生10名，6名男生4名女生，右利手、身体健康、听力正常、无脑神经损伤和精神病史，睡眠状态良好。实验之前告知被试实验目的并讲解实验的操作步骤，同时告知脑电采集设备无创无害。被试均有不定期观看影片的习惯，被试均有观看VR视频的经历以至于在测试中不会产生紧张，被试英语水平都在四级以上对视频中的英文字幕、语言无障碍理解。

## 3.4 实验环境

为了保证实验不受外界打扰，实验在实验室特定房间进行，安静舒适，光线柔和，温度适宜。

试验中，我们采用德力凯NSD-7101神经监护仪作为脑电采集设备，HTC VIVE作为VR内容刺激设备。NSD-7101神经监护仪电脑屏幕实时显示被试脑电信号，VR显示器实时显示被试看到的虚拟现实画面。在VR刺激材料开始播放与结束播放时刻，VR主机会通过TCP/IP协议传递时间戳到NSD系统，NSD记录时间节点以备后续脑电导出。在刺激材料播放间隙，有SAM情绪自我评价表以供被试填写。在准备工作做好之后，整个测试过程无需其他人员参与。



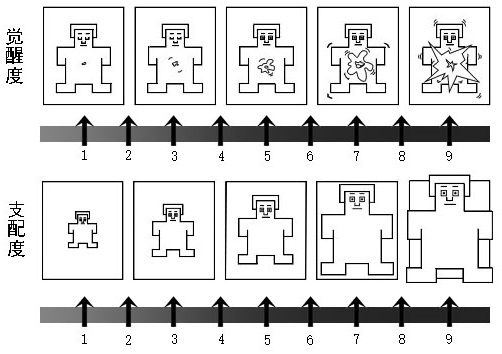
图，实验环境

## 3.5 实验流程

实验程序的严谨保证数据的准确性与有效性。在本试验中，挑选大量候选刺激视频供筛选者（不参与测试）打分，挑选唤醒度平均值最大的四个视频和唤醒度平均值最小的四个视频共八段视频作为测试刺激素材。

整个脑电采集过程如下：

Step1：告知被试实验目的和注意事项，解释SAM情绪自我评价表的含义，指导被试操作设备；



图，SAM自我评价表(觉醒度-支配度)

Step2：由实验员佩戴好脑电帽，找准电极位置，注入导电胶使得电极阻抗在5K左右不超过10K，佩戴VR头显设备；



图，电极阻抗示意图

Step3：被试平复心态，调整合适的姿势，实验员开启脑电测试VR程序。脑电测试VR程序流程如下：

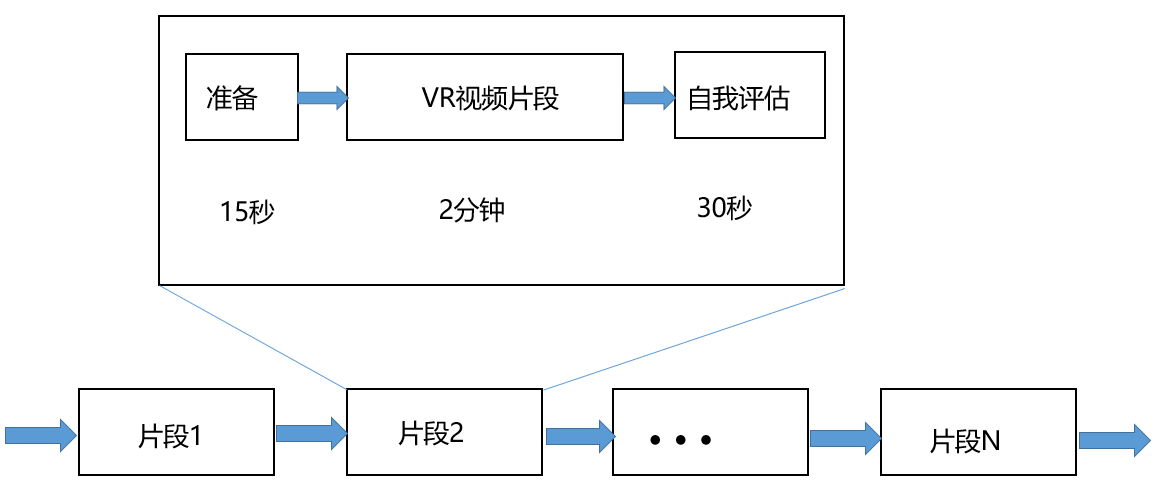


图 脑电采集程序流程

## 3.6 本章小结

本章主要介绍了被试在VR刺激素材下脑电信号采集的相关事宜。简单介绍实验目的、实验刺激素材、被试选择以及实验过程等。我们选择十名被试参与实验，被试接受能诱发兴奋、平静情绪的实验素材刺激，并根据刺激做自我评价，评估自己的情绪状态。根据实验记录下特定刺激下的脑电数据以及对应的情绪状态，以进行后续情绪识别的研究。

# 第四章 情绪识别系统设计

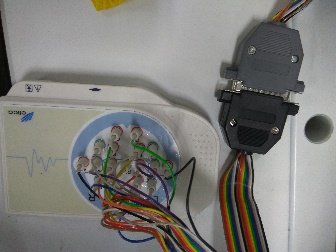
## 3.1 脑电信号采集装置

### 3.1.1 脑电采集设备

本实验采用德力凯公司NSD-7101神经监护仪作为脑电采集主体设备，但结合VR头显需要做一定的改进。

NSD-7101神经监护仪是深圳市德力凯公司研发的脑电采集设备，其能同时监测脑电、心电、呼吸、血压、心率等信息，其中脑电输入为16导联，电压测量误差不超过±10%，共模抑制比大于110dB,噪声电平小于5uV。该神经监护仪具有高性能的前置放大器，灵敏度高、抗干扰能力强，能够如实的记录各种信号。其采用全电极同时采样保持的方式，是电极间的数据不会发生时间延迟现象，采样数据在放大器内部进行数字转换后再传送主机，使得传输过程中不受打扰。

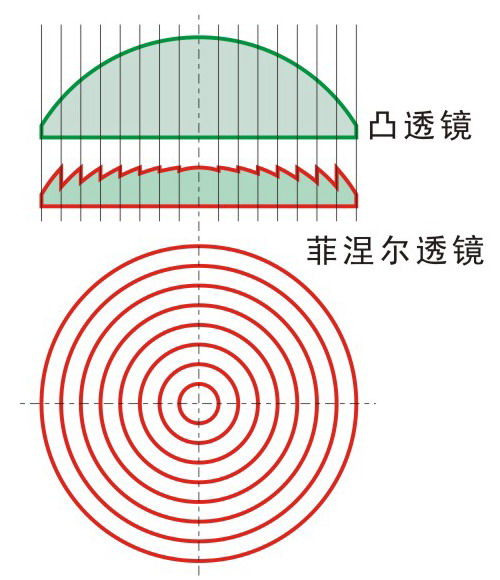
【画图】

NSD-7101主要由四部分组成，脑电帽、接线盒、放大器和电脑主机组成，其中脑电帽负责脑电采集，在接近头皮的电极区域注入导电胶来降低阻抗；采集到的信号通过接线盒传输到EEG放大器，在EEG放大器内进行前置放大、采样保持、滤波等操作后将数据传入电脑主机；电脑主机安装有NSD系统，数据在这里统一处理、交互并在显示屏显示。NSD系统具有采集参数设定、设备调试、数据处理滤波、显示实时脑电信号、按键反馈值信息等功能，为我们检测脑电提供大量帮助。

### 3.1.2 VR情绪刺激设备

本实验采用的VR设备是HTC VIVE，HTC Vive是当今市场上性能体验较好的VR产品之一。其通过以下三个部分致力于给使用者提供沉浸式体验：一个头戴式显示器、两个单手持控制器、一个能于空间内同时追踪显示器与控制器的定位系统。头戴显示器采用4K屏幕，用户基本感觉不到纱门效应。在显示技术上采用菲涅尔透镜，其能让图像亮度保持一致，成像画质均匀，避免了边角变暗、模糊等问题。即使不佩戴眼镜，400度左右近视也能看清画面的细节。控制器定位系统Lighthouse不需要借助摄像头，而是靠激光和光敏传感器来确定头戴显示器和手持控制器的位置，允许使用者在一定范围内走动。



HTC VIVE需要配合PC机一起使用，PC机负责控制与信息处理功能，在PC机安装SteamVR平台以驱动和控制VIVE，使用Unreal Engine 4等虚拟引擎工具制作虚拟场景内容，本文的测试系统以及部分情绪诱发素材就是用该引擎制作的。

### 3.1.3 信号同步设计

由于脑电信号采集设备的主机是经过特殊改造的机器，而HTC VIVE需要 的PC主机配置要求比较高，所以本系统暂时使用两台主机来完成整个工作。 如图，主机A是NSD-7101神经监护仪的专用主机设备，安装有EEG采集盒驱动和NSD脑电检测系统以及其他应用程序；主机B是VIVE配置的主机设备，其显卡为Nvidia GTX 1070,CPU为英特尔i5,HDMI接口，安装有SteamVR虚拟现实平台和VIVE应用软件。这两台主机都是各自部分的主要设备，负责数据处理与系统控制功能。



为了精确记录不同情绪诱发材料下的脑电波，需要对主机A和主机B进行信号同步。本论文采用的是TCP/IP通信以保证两主机信号同步。

数据协议结构：

包帧 = 包头 + 包长 + 命令 + 数据头 + 数据



其中命令的数据结构如下：



主机A：对主机A新增交互命指令，

主机B：

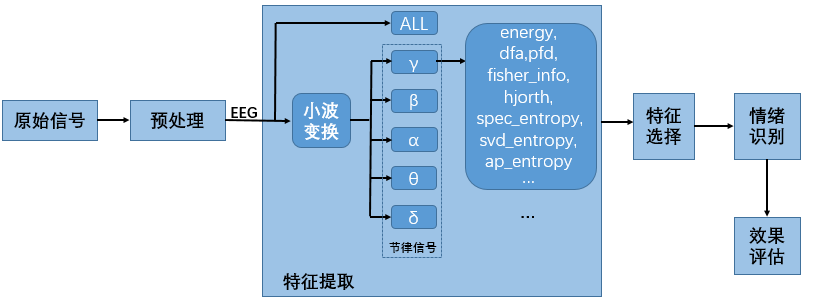
## 3.2 虚拟现实场景设计

## 3.3 本章小结

# 第五章 情绪识别算法设计

## 5.1 情绪识别研究

本章的内容是为本文的情绪识别系统提供可靠的情绪识别算法，主要探究在两种情绪下对应的脑电信号的不同特征模式，从线性动力学和非线性动力学的角度进行特征参数的提取，通过机器学习的分类方法进行情绪的正确判别。本文对脑电信号的处理流程如下：



图，脑电信号处理流程

我们从脑电采集设备NSD-7101得到的是经过放大滤波后的原始信号，并不是纯粹的脑电信号。首先需要经过预处理去除掉掺杂脑电信号中的眼动伪迹、肌电伪迹等噪声成分；其次通过小波变换得到不同频段的脑电波节律信号，对每种节律信号以及原始脑电波信号取小波能量、近似熵、样本熵、fisher information等多种特征数据作为脑电信号的特征；然后使用特征选择方法以及降维技术对提取到的脑电特征进行降维；最后选择合适的分类算法模型对情绪进行识别并对识别结果做分析。

下面对在脑电信号处理流程中使用到的算法进行详细说明。

### 5.1.1 数据预处理(添加ICA理论介绍？)

脑电帽采集到的信号经过放大器放大抽样后得到的并不是真实的脑电信号，脑电信号非常微弱，比较容易受到外界的干扰；同时，由于被试有意或无意的动作比如眨眼、吞咽，头动等都不可避免的引入噪声。这些干扰信号就是脑电的伪迹（artifact），要得到真正的脑电信号需要对噪音和伪迹进行去除，减少噪音对信号的干扰。

本文采用小波变换(wavelet)与独立成分分析（ICA）相结合的方法(wICA)，有效去除眼电伪迹的同时尽可能多的保留脑电信号【Recovering EEG brain signals- Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis】。由于伪迹成分的能量集中在一定的频率范围内，且能量幅度较大；而脑电成分的能量分布于整个频段，且能量幅度较小。对伪迹分量进行离散表博变换，那么伪迹成分的小波系数幅度比脑电成分的小波系数大，同时伪迹成分的能量集中于一些较大的小波系数而脑电成分的能量分布于整个小波域【Recovering EEG brain signals- Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis】。于是，去除小波系数较大的伪迹而保留小波系数较小的脑电信号。小波变换的原理在下一节进行介绍。小波变换阈值去燥的效果主要取决于小波函数的选择和小波分解的层数。本文采用“db8”小波对信号进行8层小波分解，基本步骤如下：

Step1:对采集到的多通道脑电信号进行ICA分解（本文使用FastICA算法），得到混合矩阵M和N个独立成分{s1(t), s2(t),…,sN(t)}；

Step2:对各个独立成分进行小波变换得到对应的小波逼近系数矩阵{W(j,k)；去除伪迹独立成分中的对应小波系数集中且较大的伪迹而保留脑电成分；

Step3:对每层分支采用硬阈值的方法对每层小波系数进行阈值处理：

其中，N为信号长度，，W(d,b)是小波逼近系数，median(A)是A的中位数。每层的小波系数与对应的阈值进行比较，高于阈值的小波系数置零，其他小波系数保持不变；

Step4:将阈值处理后的小波系数进行逆小波变换，得到只包含脑电成分的信号{}；

Step5:进行ICA逆变换，得到不含伪迹较纯净的脑电信号。

【插图，去除噪声前后对比】

### 5.1.2 特征提取

特征工程是机器学习、模式识别工作中比较重要的一环，而提取到有用的特征对最终的识别准确率起着至关重要的作用。本文以非动力学分析方法为基础提取脑电信号的非线性特征，在已有的研究基础上，提取各节律信号功率谱、熵函数、时间序列相关性指数、分形维数等多种特征。这些特征在不同的文献中已经应用于脑电信号的研究分析，并将其作为脑电信号的重要属性。

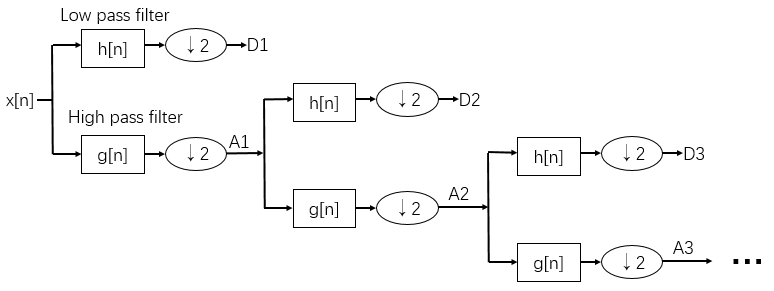
前文已经介绍过，原始脑电信号可以通过小波变换分解为Delta波(0-4Hz)、Theta波(4-8Hz)、Alpha波(8-12Hz)、Beta波(12-30Hz)、Gamma波(30-60Hz)五种节律波，这五种节律波形在神经科学、心理学等领域都被认为与人类大脑活动有着密切的联系。针对每种波形以及原始信号计算频带能量与信息熵等多种特征。然后结合原始脑电信号的相关性指数与复杂性指数等一起构成脑电信号的特征。

接下来详细介绍特征提取过程用到的各种方法。

#### 5.1.2.1 小波变换

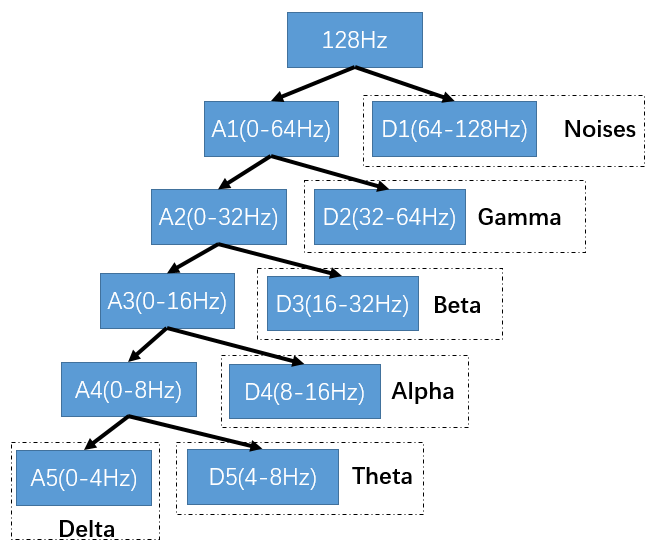
脑电信号是一种典型的短时非平稳随机信号，并且具有一定的非高斯性和非线性【结合小波包和ICA的脑电信号特征波提取方法】。传统的分析处理方法将脑电看成近似线性、准平稳的随机信号，这样的处理结果并不令人满意。小波变换是一种时频信号处理方法，与快速傅里叶变换（FFT）和短时傅里叶变换（STFT）相比，小波变换是在时域和频域的局部变换，对原始信号进行多尺度细化，在高频处对时间进行细分，在低频出对频率进行细分。小波变换能够自动适应时频信号分析的要求，克服了傅里叶变换的不足。小波变换包括：连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)和离散小波变换（discrete wavelet transform，DWT）。主要区别在于连续变换在所有可能的缩放和平移上操作，这使得连续小波变换复杂度高冗余量大；而离散变换采用缩放和平移值得特定子集。本文针对脑电波处理只需要提取五段信号，采用离散小波变换。

离散小波变换主要建立在二进制小波变换的基础上，以位移为2的幂次基础进行离散化。小波变换的实质就是把信号按照不同的频带成分分别提取出来，不同尺度的小波函数相当于不同频带的带通滤波器。如图，采用小波提取框图表示小波分解过程，其中每层都含有近似分量A和细节分量D。输入信号x[n]长度为N，g[n]是低通滤波器去掉信号的高频部分保留的低频成分；h[n]是高通滤波器滤掉低频部分保留的高频成分；↓Q表示欠采样滤波器，如果出入x[n]则输出y[n]=x[Qn]，此处取Q=2。



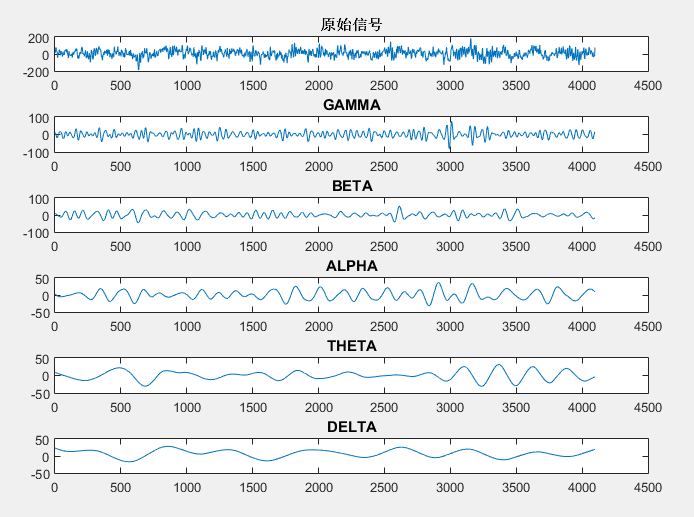
图，离散小波分解示意图

本文针对脑电信号采用db4小波函数作为小波基函数，五层小波分解，抽样频率为Fs=256Hz，根据奈奎斯特采样定理，原始信号的最大有效频率为128Hz。其分解频率树图如下：



图，小波分解频率树图

细节分量D1、D2、D3、D4、D5和近似分量A5分别对应着噪声、Gamma、Beta、Alpha、Theta、Delta节律波。至此，我们可以针对每种节律波提取其时域、频域特征了。下图即某一导联上小波分解得到的五种节律波形图。



图，小波分解的各层节律波形

#### 5.1.2.2 频带功率谱密度与相对强度比

小波变换已经把原始脑电信号分解为五种节律信号，由帕森瓦尔定理，对于每个频带的节律信号的能量可以由时间序列的幅度值的平方和表示，这样每个电极的在五个频带上的频带能量即可用如下公式计算：

其中，i=1,2,…,N，k为节律波序号，为不同节律波的能量,为k频带的功率谱密度(Power Spectral Intensity ,PSI），为第k层的第i个幅值。

信号总能量，K为节律波总层数。相对强度比(Relative Intensity Ratio,RIR)为：

,k = 1,2,…,K

#### 5.1.2.3分形维数

脑电独立成分分析方法将脑电分解为几个独立的子系统，维数分析方法认为在大脑皮层测得的脑电信号是这几个独立子系统电活动的时空叠加。运用维数分析将脑电信号从一维时间序列提取出这些独立子空间的信息。本文采用Petrosian Fractal Dimension (PFD)【A Comparison of Waveform Fractal Dimension Algorithms】和Higuchi Fractal Dimension (HFD)【Parameters analyzed of Higuchi’s fractal dimension for EEG brain signals】作为脑电信号的特征：

其中，N是时域信号的长度，是信号符号改变的次数。

Higuchi 【1988，Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory】在他的文章中解释了HFD的计算方法。通过原始信号[]构造k个新的序列

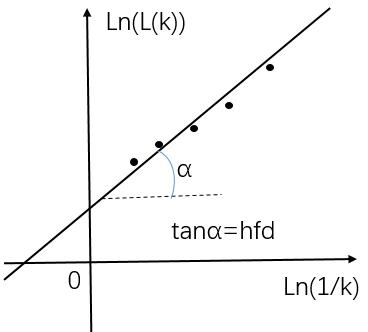
其中m=1,2,…,k

对上式中的每个序列计算长度：

平均长度定义为：

,

k=1,2,…,Kmax，则该公式需要计算Kmax次，Kmax是需要调节的参数。而HFD系数是重对数(ln(L(k))—ln(1/k))图的线性回归的最佳拟合直线的斜率。



图，重对数ln(L(k))—ln(1/k)的散点图

#### 5.1.2.4 Hjorth参数

Hjorth【EEG analysis based on time domain properties Analyse EEG basee sur les series temporelles】分析了脑电信号的时域特征对我们分析脑电有较大的参考价值。它统计的时间信号的斜率均方根与振幅均方根的比率称之为移动性（mobility），用于估算均数频率；信号的斜率变化与理想的曲线比率的均方根称之为复杂度（complexity），被用于估算信号的带宽。对于时间序列[], Hjorth移动性（Hjorth mobility）和Hjorth复杂度（Hjorth complexity）分别为：

其中，，，，。

#### 5.1.2.5 熵函数

随着非线性动力学技术的应用于发展，研究人员发现了许多代表脑电信号特征的属性，其中熵函数对情绪的识别有着重要的作用。苏建新等人验证了近似熵(Approximate Entropy,ApEn)、样本熵（Sample Entropy,SE）、排列熵（Permutation Entropy,PE）在识别平静与压力态两种情绪状态的有效性【基于脑电信号的情绪识别研究】。本文采用谱熵(spectral entropy)、近似熵、SVD熵（SVD Entropy）作为特征。其中谱熵【Quantification of EEG irregularity by use of the entropy of the power spectrum】定义为：

其中RIR在5.1.2.2已经定义过为频谱相关强度比。

SVD熵【Temporal and spatial complexity measures for electroencephalogram based brain-computer interfacing】因使用了奇异值分解(SVD)得名。对于输入原始脑电信号[]构造延时序列

，其中τ是时延，是嵌入维数(embedding dimension)。本文中采用，τ=2。嵌入空间的构造方法为：

对嵌入矩阵计算SVD分解得到奇异值向量，M为向量的长度。最后SVD熵定义为：

其中，标准化的奇异值。

相似熵是用来衡量时间序列复杂度的一种参数，该方法描述的是若干相似向量从m维空间增加到m+1维向量时任然保持较高相似性的概率。近似熵算法对确定信号和随机信号都合适，同时适合由随机信号和确定信号相混合的信号。近似熵的计算步骤如下：

Step1：对于原始输入信号构造新的子序列，，其中m是子序列的长度，取1,2或3；

Step2：r定义为信号噪声等级，r=k·SD，SD是信号x[n]的标准差，k=0,0.1,0.2,…,0.9;

Step3：构造子空间矩阵，对于矩阵中的每个元素计算

Step4：计算近似熵

本文选择长度为N=1000的数据计算近似熵，嵌入维数选择m=2，有效阈值取r=0.25·SD。由于输入数据程度较长，所以分多段每段N=1000计算ApEn值然后计算平均作为原始脑电序列的近似熵ApEn。

#### 5.1.2.6 Fisher Information

Fisher信息作为脑电信号的复杂度特征被Christopher【Extracting multisource brain activity from a single electromagnetic channel】用于分析多源脑电信号。Fisher信息计算：

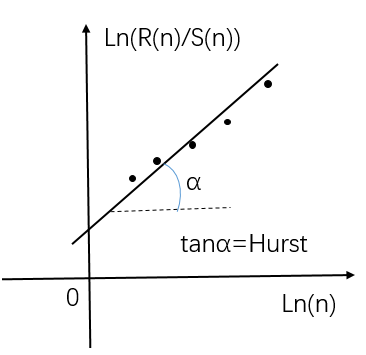
其中，为5.1.2.5计算SVD熵用到的标准化奇异值。

#### 5.1.2.7 Hurst指数

Hurst指数是判断时间序列数据遵从随机游走还是有偏的随机游走过程的指标，能够很好的描述脑电信号的变化趋势及稳定性，是基于重标极差（Rescaled Range statistics,R/S)）分析方法得到的参数。对于原始时间信号先计算累积偏差

其中。然后计算

Hurst指数即重对数(ln(R(n)/S(n))—ln(n))图的线性回归的最佳拟合直线的斜率。



图，ln(R(n)/S(n))—ln(n)的重对数坐标散点图

#### 5.1.2.8 去趋势波动分析

去趋势波动分析（detrended fluctuation analysis，DFA）是随机信号、混沌系统和时间序列分析中统计自仿射性的一个有效参数，用于分析时间序列的长程相关性，它可以有效的滤除序列中的各阶趋势成分，能检测含有噪声并叠加有多项式趋势信号的长程相关，适合非平稳序列的长程幂律相关分析。

对于原始时间信号其平局值为，计算新的序列信号，其中。然后将序列y[n]切片成长度为M的多段子区间，以最小二乘法对每一个子区间的m个数据拟合一条直线，Y坐标轴截距用表示，序列的均方波动函数，其中被称为趋势。

#### 5.1.2.9 其他参数

M. Murugappan【Discrete Wavelet Transform Based Selection of Salient EEG Frequency Band for Assessing Human Emotions】将各电极的小波系数的标准差、方差、功率谱以及各小波层的能量熵作为脑电信号的特征来分析情绪。功率谱与熵前面介绍过，标准差表征不同情绪状态下电极信号的潜在偏差，公式为

其中是小波系数的均值，是小波系数的的细节分量，k为小波系数序列元素的序号。

方差表征不同情绪状态下电极信号的变化范围，计算公式为

### 5.1.3 特征选择与降维

在上一节，我们提取了多种与脑电信号有关的特征，每一种特征都有文献应用于相应研究与应用，其中不乏有几种特征应用于基于脑电的情绪分类，但是我们并不确定脑电信号的哪些特征与平静-兴奋这个维度的情绪状态相关性较大，所以需要做特征选择以去除不相关的冗余特征，降低情绪识别的难度，提升准确度。采用机器学习、数据挖掘的方法从众多特征中选取有用的特征帮助情绪识别是本文的创新点之一。

由于降维技术也有可以达到特征选择的目的，而特征选择也可以达到降维的目的。于是本节将特征选择与降维技术一起阐述。

#### 5.1.3.1 特征选择算法

常见的特征选择方法大致可分为三类：过滤式(filter)、包裹式(wrapper)和嵌入式(embedding)。本文采用的是过滤式选择中的信息增益（information gain）方法和嵌入式选择中的正则化方法。

信息增益在下一节情绪识别算法中有较为详细的描述，它关注的是以某种特征作为类别划分依据则样本纯度提升的性能，纯度提升越大的特征在决策树中越接近根结点。

正则化方法是融合在学习器训练过程中的，特征选择过程和学习器训练过程在同一个优化过程中完成，逻辑回归分类算法、支持向量机均有使用。给定数据集，以线性回归模型为例，以平方误差为损失函数，则优化目标为

当样本特征很多而样本数相对较少，式（）很容易陷入过拟合。为了缓解过拟合问题，对式（）引入正则化项，若使用L2范数正则化，则有

其中正则化参数λ>0。上式称为“岭回归”(ridge regression)。若使用L1范数正则化，则有

其中正则化参数λ>0。上式称为LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)。

L1范数和L2范数是正则化中使用最多的正则化项，它使得不那么重要的特征的系数尽可能小，最终得到的w会是一个稀疏的向量。这就意味着初始的d维特征中仅有对应着w的非零分量的特征才会出现在最终的模型中，于是达到了特征选择的目的。当然，L1范数和L2范数正则化的另一个重要作用就是防止模型过拟合。

#### 5.1.3.2 降维算法

本文采用的降维技术是主成分分析(Principal Component Analysis,PCA),这是一种最常用的降维方法，其主要思想就是将特征从高维空间线性投影到低维空间。它的主要思想就是将高维空间数据投影到超平面上，使得样本点到这个超平面的距离足够近同时样本点在这个超平面上的投影能尽可能分开，即最近重构性和最大可分性。实际上，最近重构性和最大可分性是等价的，可以分别从最近重构和最大可分推导出主成分分析的优化目标函数。

从最近重构性来推导。数据样本进行中心化，即；投影变换后得到的新坐标系为，其中是标准正交基向量，，。若丢弃新坐标系中的部分坐标，即将维度降低到，则样本点在低维坐标系中的投影是，其中是在低维坐标系下第维的坐标。若基于来重构，则会得到。

考虑整个训练集，原样本点与基于投影重构的样本点之间的距离为

其中，const为常数，tr()表示求矩阵的迹。根据最近重构性，式（）应被最小化，考虑到是标准正交基，是协方差矩阵，有

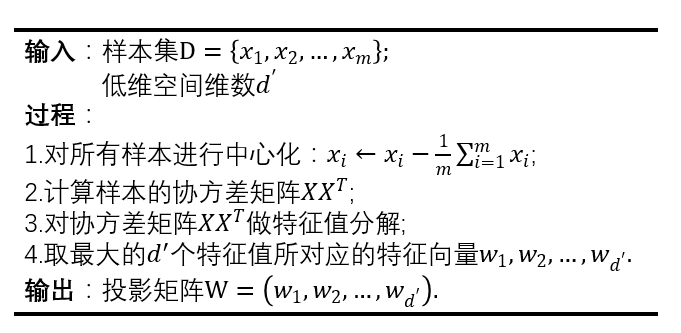
这是主成分分析的优化目标。

从最大可分性来推导。样本点在新空间中超平面上的投影是，若所有样本点的投影能尽可能分开，则应该使投影后样本点的方差最大化。投影后样本点的方差，于是优化目标可写为

显然式（）与式（）等价。

对式（）或式（）价可以使用拉格朗日乘子算法得

于是，只需对协方差矩阵进行特征值分解，将求得的特征值排序：，再取前个特征值对应的特征向量构成得到主成分分析的解。PCA的算法描述如下图所示【机器学习，周志华】。



图，PCA算法

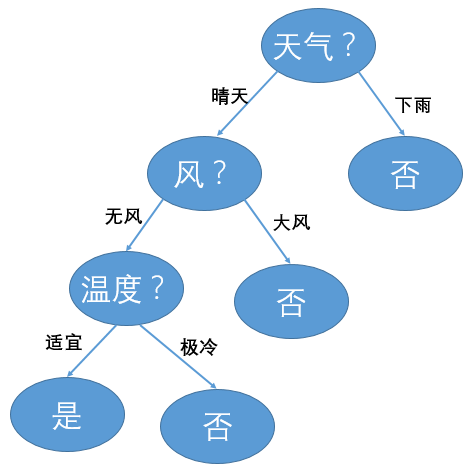
### 5.1.4 情绪识别算法

情绪识别系统算法结构的最后一步就是设计分类算法，在分类算法中我们提取脑电信号的特征，做特征选择和降维之后，利用分类器对所对应的情绪状态进行识别。这里着重介绍决策树算法和逻辑回归分类算法，然后将多种不同的分类算法模型融合，形成最终的识别结果。

#### 5.1.4.1 决策树分类算法

决策树是一类常见的机器学习方法。顾名思义，决策树是基于树结构来进行决策的，这恰是人类面临决策问题时一种自然的处理机制。决策树由结点和有向边组成，结点分为内部结点和叶子结点，内部结点表示一个特征或属性，叶子结点表示一个类。

用决策树分类，从根结点开始对实例的某一特征进行测试，根据测试的结果将实例分配到其叶子结点；这时，每一个叶子结点对应着该特征的一个取值，递归地对实例进行测试并分配，直至达到叶子结点。最后将实例分配到叶子结点的类中。如图，模拟了是否打羽毛球的决策树直观过程。



图，是否打羽毛球的决策树

那么，如何选择最优划分属性。一个准则就是随着划分过程的不断进行，我们希望决策树的分支结点所包含的样本尽可能属于同一类别，即结点的“不纯度”降低。常用的ID3决策树分类算法【Quinlan,1986】是以信息增益为准则来选择划分属性的。

离散属性a有V个可能的取值，若使用a来对样本集D进行划分，则会产生V个分支结点，其中第v个分支结点包含了D中所有在属性a上取值为的样本，记为。属性a对样本集D进行划分的信息增益

其中，Ent(D)为样本集合D的信息熵，

为样本集合D中第k类样本所占的比例。Ent(D)的值越小，则D的不纯度越高。

通过比较每个属性的信息增益值，选择信息增益最大的作为最优特征作为当前根结点。

实际上，信息增益准则对可取数目较多的属性有所偏好，为减少这种偏好可能带来的不利影响，C4.5决策树算法【Quinlan,1993】使用信息增益比来选择最优划分属性。信息增益比定义为

其中

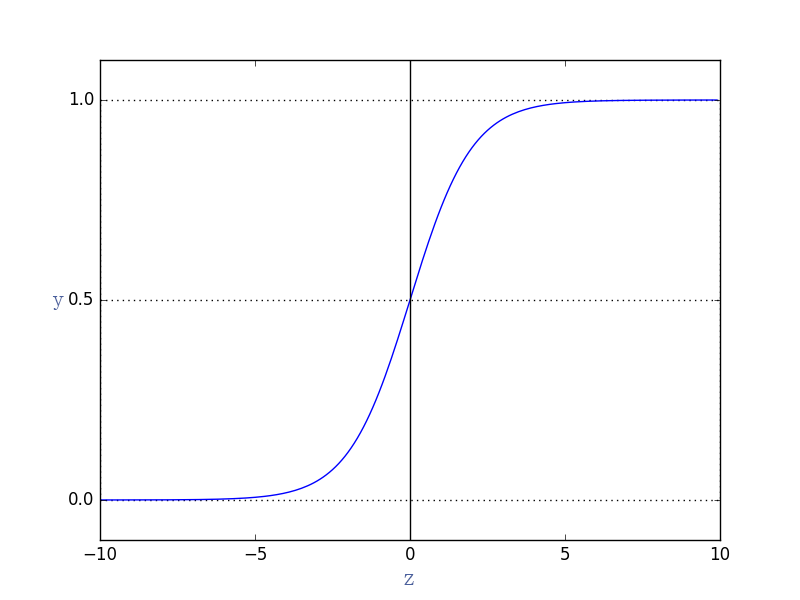
称为属性a的“固有值”，属性a的可能取值数目越多，IV(a)的值就会越大。信息增益比则对可取数值数目较少的属性有所偏好。

信息增益和信息增益比是决策树算法中最常用的特征选择准则，各有优缺点。决策树算法中，为了尽可能正确分类样本，结点划分过程将不断重复，有时会造成分类器过拟合现象，则需要用到剪枝策略。

5.1.4.1逻辑回归分类算法**（需要更详细）**

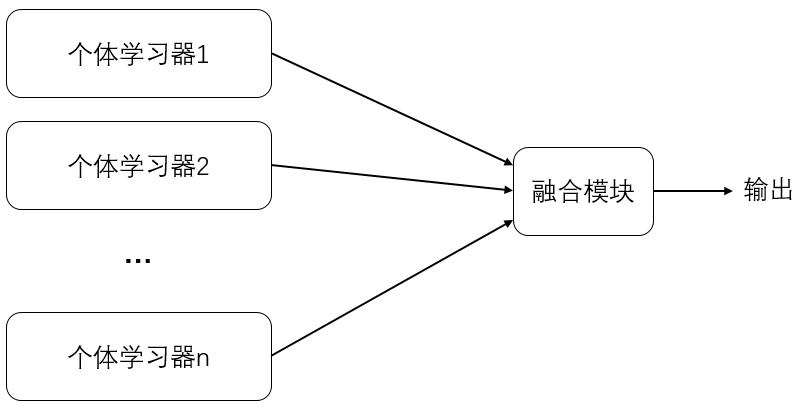
逻辑回归虽然它的名字是“回归”，但它实际上是一种分类算法。对于二分类任务，用对数几率函数作为判别函数

其中为分类面。对数几率函数是一种“Sigmoid函数”，其输出值在z=0附近变化狠陡，输出值为0到1的值，可以作为样本属于类0或者类1的概率。



#### 5.1.4.3 集成学习与模型融合

集成学习(ensemble learning)通过构建并结合多个好而不同的学习器来完成学习任务，先产生一组个体学习器，再用某种策略将他们融合起来，获得比单一学习器显著优越的泛化性能。个体学习器通常由现有的学习算法从训练数据产生，本文采用的就是C4.5决策树算法、逻辑回归为个体学习器的集成。



图，集成学习示意图

融合策略，本文采用的是绝对多数投票法。对于二分类问题，多个学习器预测的类标记得票数超过半数，则预测为该标记。

## 5.2 情绪识别分析

## 5.3 识别软件整体效果

## 5.4 本章小结