

# 大连理工大学本科毕业设计（论文）

## 基于事件相关电位的超扫描脑连接分析方法 Event-related Potential Based Brain Connectivity Analysis in Hyperscanning

学院（系）：生物医学工程学院

专业：生物医学工程

学生姓名：沈飞洋

学号：201786006

指导教师：丛丰裕

评阅教师：

完成日期：2021.06.17

大连理工大学

Dalian University of Technology

## 原创性声明

本人郑重声明：本人所呈交的毕业设计（论文），是在指导老师的指导下独立进行研究所取得的成果。毕业设计（论文）中凡引用他人已经发表或未发表的成果、数据、观点等，均已明确注明出处。除文中已经注明引用的内容外，不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的科研成果。对本文的研究成果做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本声明的法律责任由本人承担。

作者签名：日期：2021.06.15

## 关于使用授权的声明

本人在指导老师指导下所完成的毕业设计（论文）及相关的资料（包括图纸、试验记录、原始数据、实物照片、图片、录音带、设计手稿等），知识产权归属大连理工大学。本人完全了解大连理工大学有关保存、使用毕业设计（论文）的规定，本人授权大连理工大学可以将本毕业设计（论文）的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用任何复制手段保存和汇编本毕业设计（论文）。如果发表相关成果，一定征得指导教师同意，且第一署名单位为大连理工大学。本人离校后使用毕业设计（论文）或与该论文直接相关的学术论文或成果时，第一署名单位仍然为大连理工大学。

论文作者签名：日潮飞<sup>20</sup>21.06.15

指导老师签名：<sup>20</sup>21.06.15

## 摘要

人类社会中存在着大量复杂的人际交往现象。但囿于神经影像技术限制，人际交互的神经学本质却一直是一个谜团。超扫描技术的出现，为同时采集两个或多个被试大脑活动的数据提供了可能。

本文通过多被试同步进行的事件相关电位实验，亦即，超扫描范式，针对三个相互熟悉的被试（如大学生舍友），探讨在不同人脸表情图片刺激下，三者之间大脑活动的因果关系。

原始混合信号中，感兴趣的成分往往与其他不相干成分混合在一起。为了消除非感兴趣成分的干扰，首先利用时域主成分分析加旋转的方法，从空间串联的矩阵中提取感兴趣的 N170 成分，然后在时域对分离的 N170 进一步分析。其次，基于格兰杰因果关系算法，构建并分析了与 N170 相关的大脑功能连接网络。从时域的波形图、脑地形图等方面来看，带有情绪的人脸图片比普通的人脸图片能引起更强的 N170 波，且右侧大脑颞叶和枕叶区域产生的负波更加明显。此外，脑功能连接网络的结果显示被试之间大脑活动（尤其是对带有情绪的人脸图片）表现出了显著的因果关系，这表明被试的脑间同步程度较高，产生了情感共鸣。

区别于传统的单人脑电实验，本文对多人同时进行的超扫描脑电实验进行了积极探索，为未来更好地探究人际交互的神经学本质提供了思路。

**关键词：**超扫描；事件相关电位；脑功能连接网络；N170

## Event-related Potential Based Brain Connectivity Analysis in Hyperscanning

### Abstract

The complex interpersonal communication can be seen everywhere in human society. However, due to the limitation of neuroimaging technology, the neurologic nature of human interaction remains a mystery. The appearance of hyperscanning technology makes it possible to detect brain activity from two or more subjects at the same time.

In this paper, the event-related potential (ERP) experiment is conducted simultaneously between multiple subjects, that is, the hyperscanning paradigm. Using the stimulation of different facial expression pictures, we explore the causal relationship between the brain activities of three familiar subjects (such as college roommates).

In the original mixed signal, the components of interest are often mixed with other incoherent components. In order to eliminate the interference of non-interested components, we firstly extract the N170 components from the spatial-concatenation matrix by using the Temporal Principal Component Analysis and Rotation Method, and then analyze the separated N170 components in the time domain. Secondly, based on the Granger Causality algorithm, we construct the brain functional connection network related to N170 and analyze its topological structure. From the view of time-domain waveforms and brain topographic maps, emotional face images (happy, sad) cause stronger N170 waves than normal facial images (neutral), and the negative waves in the right temporal lobe and occipital lobe appear more obvious. In addition, the results of brain function connection network show a significant causal relationship between the subjects (especially for the emotional face images), which indicates that the subjects have a high degree of brain synchronization and emotional resonance.

Different from the traditional ERP experiment for a single subject, this paper makes an active exploration on the multi-personal simultaneous ERP experiment (hyperscanning), which provides ideas for further exploring on the neurologic nature of interpersonal interaction.

**Key Words:** Hyperscanning; ERP; Brain Function Connection Network; N170

## 目 录

摘要 .....	I
Abstract .....	II
1 绪论 .....	1
1.1 课题来源及研究目的 .....	1
1.2 国内外超扫描研究现状与分析 .....	1
1.3 各种超扫描技术及其同步方法的介绍 .....	4
1.3.1 功能磁共振成像技术 .....	4
1.3.2 功能性近红外光谱技术 .....	5
1.3.3 脑电图技术 .....	5
1.4 主要研究内容 .....	6
1.4.1 基于事件相关电位的超扫描实验 .....	6
1.4.2 脑连接网络的构建 .....	7
1.4.3 脑连接网络分析方法 .....	7
1.5 课题研究价值与创新 .....	8
2 实验设计与数据采集 .....	9
2.1 仿真数据 .....	9
2.2 情感诱发刺激 .....	10
2.3 实验设计 .....	13
2.4 行为数据 .....	14
2.5 实验设备与软件 .....	15
2.6 实验被试的招募与筛选 .....	15
3 数据处理 .....	16
3.1 数据预处理 .....	16
3.1.1 手动检查去除伪迹 .....	16
3.1.2 数字滤波 .....	17
3.1.3 独立成分分析 (ICA) .....	18
3.1.4 分段、去基线、叠加平均 .....	21
3.1.5 预处理结果 .....	22
3.2 时域主成分分析 (t-PCA) 方法 .....	24
3.2.1 t-PCA 的数学模型 .....	24
3.2.2 t-PCA 的实现步骤 .....	25

3.2.3 t-PCA 的结果与统计分析.....	26
3.3 基于格兰杰因果关系的脑连接分析.....	30
3.3.1 格兰杰因果关系的数学模型.....	30
3.3.2 格兰杰因果关系的实现方法.....	31
3.3.3 仿真数据的 GC 分析结果 .....	32
3.3.4 实际数据的 GC 分析结果 .....	33
4 实验结论 .....	35
5 问题与展望 .....	36
参考文献.....	37
修改记录 .....	40
致谢 .....	41

## 1 绪论

### 1.1 课题来源及研究目的

众所周知，人类的社会属性注定了人类社会离不开各种复杂的人际交互，而研究人际交互过程中的社会认知问题，有助于我们进一步理解人际交互的本质。近几十年来，神经影像领域的发展为无损伤地探究大脑活动提供了可能，然而囿于技术手段等原因的限制，当前人际互动的神经科学研究存在着以下几个问题：

第一，人际交互包括合作、竞争、交流、模仿等，传统的神经科学研究主要采用各种实验范式，在一个实验室环境中，被试对着机器，完成事先拟定好的简单任务，这严重影响了可以分析的社会行为<sup>[1]</sup>。此外，如果被试意识到自己在与计算机而不是与其他人交互，他们的行为就会有所不同。为了更深入地理解在“正常”生活情境中的社交机制，有必要产生尽可能“自然”的实验范式<sup>[2]</sup>，直接观察人与人之间的互动过程。

第二，人际交互涉及到两个或多人。一个人对他人行为的反应，会受到他人反馈的影响，这使得两人之间产生一种特定的相互作用，而这种相互作用不能理解为单个大脑认知效应的简单相加关系<sup>[3]</sup>。想要直接观察不同被试大脑之间出现的“相互作用”，就需要在实验过程中同时测量两个或多个大脑的活动。而当前大多数的研究，无论是与计算机还是与人交互，都是一次只记录一个大脑的活动，这有碍于我们探究人际交互的神经学本质。

超扫描（hyperscanning），即同时采集两个或多个被试大脑活动数据的技术，正是在这样的背景下诞生的。它通过基于血流动力学或神经电学的方法，在一个实验中同时扫描并记录多个被试的大脑活动，观察其中的同步性或相关性。此外，不同的被试之间可以进行各种常见和复杂的人际互动，如合作、竞争、交流等，有助于我们更好地理解人际交互的神经学本质，甚至以此探究某些神经精神疾病（如抑郁症、精神分裂症、阿尔兹海默症等）的发病原因，并为这些疾病的前期诊断和治疗评估提供神经学的标准。

### 1.2 国内外超扫描研究现状与分析

为探究人际交互中的社会认知问题，研究者们自然而然地想到要收集所有参与实验的被试的大脑活动。比如在人与人之间的简单互动过程中，对大脑活动进行同步功能磁共振成像（functional magnetic resonance imaging, fMRI）扫描，就像 Montague 小组于 2002 年所示<sup>[4]</sup>。在这个开创性的实验中，对一个欺骗游戏中的两名被试使用两种不同的功能磁共振设备进行扫描。本论文发表后，迄今为止，社会认知领域 80% 的研究是通过功能磁共振成像完成的。在这篇论文的题目中，首次提出了“hyperscanning”这一概念，

因此该研究普遍被认为是首个超扫描方面的研究（如图 1.1 所示）。但必须注意的是，这并不是第一次通过同时扫描两名被试来研究他们的大脑活动。事实上，在 Montague 的论文发表 40 年前，《科学》杂志上就出现了一篇报道，描述了在许多对双胞胎中进行多个脑电图（Electroencephalogram, EEG）记录的过程，想试图证明他们之间存在“超感官”交流<sup>[5]</sup>。然而，由于当时的脑电存在着空间采样不足和空间分辨率不足等问题，因此“脑电超扫描”的概念在科学界被迅速遗忘，持续了 40 多年。随着现代扫描记录和信号处理技术的发展<sup>[6]</sup>，脑电图空间分辨率大幅提高，才重新引入了脑电图超扫描技术，以研究不同个体在运动和认知交互过程中的大脑活动。

2005 年，KingCasas 等人<sup>[7]</sup>在一个与神经经济性相关的 fMRI 超扫描实验中，让两个被试扮演不同角色身份（左侧为“投资者”，右侧为“受托人”），分析采集到的血流动力学信号之间的时间相关性（如图 1.2 所示）。值得注意的是，他们通过使用服务器生成多台 fMRI 设备信号的方式，首次实现了 fMRI 设备的超远距离连接（如图 1.3 所示）。

直到 2006 年，Babiloni 等人<sup>[8]</sup>才首次给出了超扫描的确切定义：基于血流动力学和神经电模式，对两人或多人的大脑活动进行同步采集记录的技术。其中基于血流动力学的方法包括功能磁共振成像技术、功能性近红外光谱技术（functional near - infrared spectroscopy, fNIRS），而基于神经电模式的检测方法则主要包括脑电图、事件相关电位（Event-related Potentials, ERP）等。

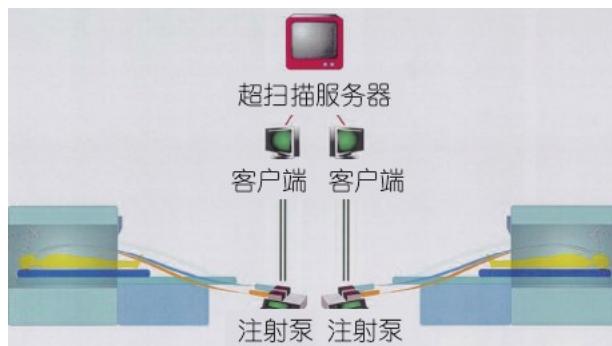


图 1.1 用两台不同的 fMRI 设备同时扫描两人（改自<sup>[4]</sup>）

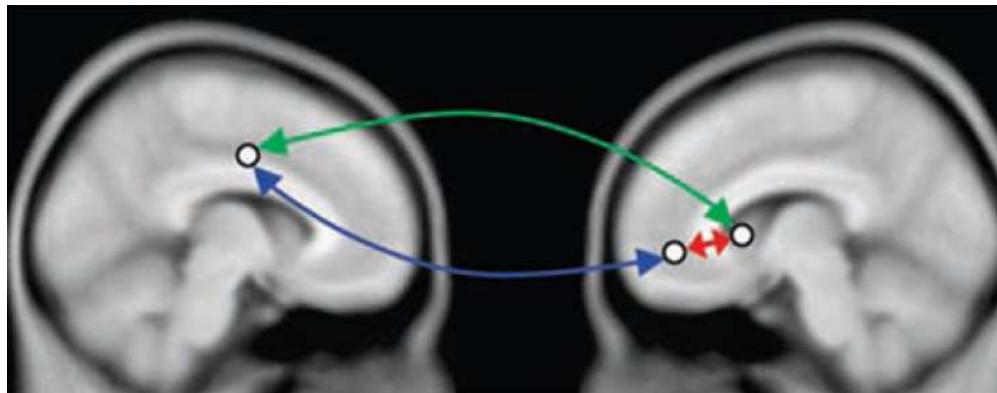


图 1.2fMRI 超扫描实验示意图（改自<sup>[7]</sup>）

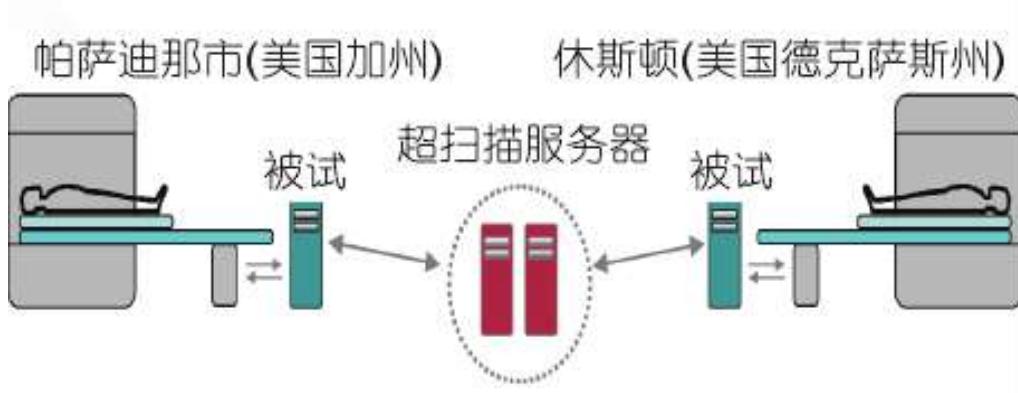


图 1.3 超远距离连接的超扫描实验（改自<sup>[7]</sup>）

在过去的十年中，科研工作者们又进行了许多涉及不同脑成像设备和模式的超扫描研究，如对话<sup>[9]</sup>、自发的手势模仿<sup>[10, 11]</sup>、囚徒困境游戏<sup>[12]</sup>、吉他弹奏<sup>[13, 14]</sup>和有节奏的手指运动<sup>[15]</sup>等。其中最经典的莫过于 2012 年 Cui 等人进行的多人合作任务实验<sup>[16]</sup>，在非常简单的运动行为（即按下按钮）期间，研究被试对时间信息的脑间同步程度。Cui 和他的同事测试了两种实验情境：被试们同步按下按钮以共同获得分数（合作），或者抢在另一个之前按下独自获得分数（竞争）。他们测量了 22 名被试在两项任务中的 fNIRS 数据，结果表明，在合作过程中，参与者右侧额叶上皮质产生的近红外信号显著增强，而在竞争过程中则没有增强。合作时两位被试的最终分数，也与近红外信号的一致增强相关。然而，这项研究最有趣的一点是，单个被试的时间序列分析并没有揭示任何任务相关的大脑活动模式，相反，被试与被试大脑间的同步性分析则清楚地揭示了一种任务相关的大脑活动模式。这表明在任务期间，被试的脑间同步性会增强，同时收集和分析多个被试的大脑活动，可以发现传统单被试的大脑实验所无法得到的结论。

在 2019 年, Zhang 等人首次将事件相关电位应用到超扫描研究中<sup>[17]</sup>, 研究者设置了一个简单的囚徒困境游戏, 两位受试者在每一轮实验中, 都拥有“合作”和“背叛”两种选择, 然后研究者会根据两人各自所选择的结果来决定他们最终的报酬。受试者思考的过程没有时间限制, 当两人都做出选择后会在屏幕上公布结果, 同时实验者会记录下两位受试者的脑电数据, 并询问他们在下一轮中是否相信对方会合作或背叛。研究者选择了两名受试者 P3b 成分的峰潜伏期差异(latency difference)和波峰差异(amplitude difference)作为评价脑间耦合强度的指标。研究发现, 在个体水平上, 决策结果引起的额叶 P3a 和顶叶 P3b 的 ERP 成分波峰对信念的改变较为敏感。在人际层面上, 同组的被试在确认对方的互惠的信念时, 被试间 P3b 的同步性高于其他条件下的被试间同步性。这篇论文是一个很好的研究基于事件相关电位超扫描的范例, 但遗憾的是, 除了传统的 ERP 波峰、潜伏期分析, 研究者并没有应用其他分析被试脑间同步性的方法。

### 1.3 各种超扫描技术及其同步方法的介绍

超扫描的目的是提供两个或多个在特定运动或认知任务中相互作用的被试大脑活动的同步记录。这些多主体记录面临着几个技术难题<sup>[18]</sup>, 包括所使用的采集设备的同步性, 以及如何从大脑数据中去除运动相关伪影。

#### 1.3.1 功能磁共振成像技术

迄今为止, 社会认知领域的超扫描研究绝大多数是通过功能磁共振成像完成的。它虽然是一种非介入的技术, 但却能对特定的大脑活动的皮层区域进行准确、可靠的定位, 空间分辨率达到 2mm, 并且能以各种方式对物体反复进行扫描。fMRI 的另一个特点是, 能实时跟踪信号的改变。例如在仅几秒钟内发生的思维活动, 或认知实验中信号的变化, 时间分辨率也能达到 1s。

在 fMRI 超扫描记录的情况下, 不同的采集设备很少能在同一局域网、同一位置可用。有人指出, 不同 fMRI 设备的某些特征(包括梯度强度、头部线圈灵敏度和磁场强度)可能会产生显著的站点间差异<sup>[4]</sup>。为了防止这种差异, 一种可能的方法是使用不基于信号幅度的信号处理技术。这些技术强调了被分析的两个大脑的血流动力学活动之间的相关性。此外, 对所有记录的 fMRI 部位使用具有良好特征的磁共振体模, 可以获得有关部位之间差异的信息。同步问题可以通过使用计算机服务器来解决, 该服务器负责生成所有 fMRI 设备的采集时间<sup>[4, 7]</sup>。

### 1.3.2 功能性近红外光谱技术

功能性近红外光谱技术利用血液的主要成分对 600-900nm 近红外光良好的散射性，来获得大脑活动时氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白的变化情况。该项技术目前已被用作不同研究领域的大脑成像方法，例如 BOLD 反应测量、脑-机接口和静息态分析。

Funane 等人在 2011 已发表的论文探讨了不同 fNIRS 设备间的同步问题<sup>[19]</sup>，即使用同一个实验室的外部触发器来解决。而 Cui 等人<sup>[16]</sup>在 2012 年的另一项研究提出了解决 fNIRS 设备间灵敏度不同的问题，将一台 fNIRS 设备分成两台，以便同时记录两名被试，为每位患者使用一半的通道。在这种情况下，使用单个设备就解决了同步问题，如图 1.4 所示。

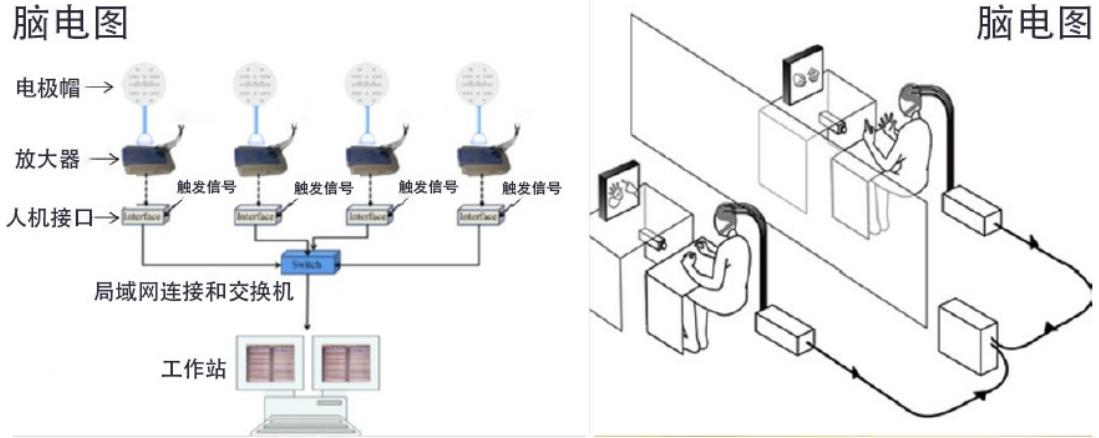
### 1.3.3 脑电图技术

脑电图是通过精密的电子仪器，从头皮上将脑部的自发性生物电位加以放大记录而获得的图形，是通过电极记录下来的脑细胞群的自发性、节律性电活动。脑电图具有较高的时间分辨率，并且适合频域分析，但缺点是电极数量有限导致的空间分辨率不足、而且运动伪影造成的干扰较大。近年来，人们在脑电领域引入了多种眼电图（electro-oculogram, EOG）和肌电图（electromyogram, EMG）滤波技术，以消除或滤除脑电数据中眼动和肌肉伪影的影响。

目前所有已发表论文的脑电超扫描实验，都是使用位于同一实验室的不同脑电设备进行的，这就以一种简单的方式解决了不同采集机的同步问题。由于被试之间的距离很短，脑电图数据通常通过到达所有采集机器的外部触发器同步，或者通过将数据输入一个独特的设备来同步<sup>[8]</sup>。当在同一时域中进行分析时<sup>[14]</sup>，采用更高的采样率（高达 5Khz），通过将相同的触发器连接到所有机器上，使采集设备直接互连成为首选，如图 1.5 所示。



图 1.4 基于 fNIRS 的超扫描实验（改自<sup>[16]</sup>）

图 1.5 基于 EEG 的超扫描实验（改自<sup>[18]</sup>）

## 1.4 主要研究内容

### 1.4.1 基于事件相关电位的超扫描实验

脑电图(EEG)是指在信息处理过程中产生的大量神经元群的电突触后反应的总和，在这些反应中，某些模式对感觉、运动或认知事件具有时间锁定的特性，脑电图的这些“事件相关”模式被称为 ERP。

事件相关电位由多个成分组成（例如 P300、N400 和 P600 和 MMN 等）。每种成分都具有一些独一无二的特征，比如相对于事件开始的潜伏期、波峰幅度、正负极性和在头皮上的分布，这些具有区分性的特征为相关的信号处理方法提供了线索。不同的 ERP 可以用来解释不同的认知过程。例如，利用传统的时域分析获得 N2 在波峰幅度、脑地形图、潜伏期方面的变化，以研究人们执行认知功能时的大脑活动。

在颞叶和枕叶区域（尤其是右侧），面孔刺激会引发较大的负波，该波在刺激呈现后的 170ms 左右达到峰值，被称为 N170。N170 是反映面孔特异性的早期知觉加工的 ERP 成分。面孔识别是人类社会生活中的重要功能，对模式识别、人工智能等基础应用研究，脑损伤及老年痴呆病人面孔记忆的缺失原理的研究及临床应用有重要价值。

事件相关电位的研究使我们能够获得有关高阶复杂认知操作的基本神经营过程的信息，ERP 方法主要用于心理学和神经心理学研究。与功能磁共振成像和近红外光谱等其他神经成像方式相比，ERP 的一些优势包括其出色的时间分辨率（精确到毫秒，这使研究人员能够跟踪大脑的计算活动），其相对较低的成本等。

综合对比目前的各项超扫描技术的优劣，本课题最终选择了基于事件相关电位的超扫描实验。实验设计参考以往的事件相关电位实验，采用人脸表情图片诱发 ERP 的经

典情绪实验范式，结合超扫描实验的特点，同时记录多位互为舍友关系的受试者在同一实验中的大脑活动，以观察其中的同步性或相关性。本课题将 N170 作为目标事件相关电位成分进行研究，共采取 20 组数据进行分析。

#### 1.4.2 脑连接网络的构建

人类大脑的约 1000 亿个神经元和几千个神经突触连接可以用多种数学模型以复杂矩阵的方式表示。其中一种模型是把空间上分离的且周期性放电的神经元比喻成众多的振荡器。在微观-介观-宏观层面上，它们用节点和连接边组成了网络结构，通过以环路触发的瞬时激活/抑制(即协调同步)的方式实现动态地聚集协作<sup>[20]</sup>。

在分析神经网络的解剖-功能构成时，神经系统被模拟成一系列的节点（解剖和功能的神经元）和内在网络的边（结构-功能连接）。这种脑模型结构有两个基本属性：不同功能的脑区彼此分隔（包括认知、感觉运动整合、辨识和行为）；不同功能区通过神经元和区域间连接将功能整合。而神经影像学技术能将大脑活动可视化，因此脑连接网络分析是探索大脑结构-功能网络的有力工具。

在这里主要介绍大脑功能网络。

囿于现有技术的限制，目前对大脑功能网络的研究主要集中在宏观尺度（大脑脑区）上。在构建脑连接网络时，如何定义节点和边是个非常重要的问题。对于不同的成像技术来说，节点和连接边的定义一般不同，而在脑电图研究中一般将记录电极作为网络节点，将神经活动信号之间的统计关系作为连接边。

#### 1.4.3 脑连接网络分析方法

为了有效地提取与事件相关的脑活动，更好地研究大脑活动在时间、空间和频域的相关机制，人们发展了不同的信号处理技术。

对于时域分析，一般考虑相关性或一致性<sup>[7, 16, 19]</sup>，或基于 Granger 的因果关系分析<sup>[10]</sup>。在频域中，则采用相位锁定值（PLV）<sup>[21, 22]</sup>，定向相干系数（GPDC）<sup>[12, 23, 24]</sup>或估计器相移（EPS）<sup>[25]</sup>等衡量标准。

本文将应用时域主成分分析法，先从原始的混合信号中提取出感兴趣的 N170 源成分，去除混合信号中其他成分的干扰。再基于格兰杰因果关系的方法，构建起大脑功能连接网络，以分析三个相互熟悉的被试，一起观看人脸图片时大脑活动的特点及同步性，并通过计算网络的度分布，来确定不同情绪对三位被试脑连接结构的具体影响。

## 1.5 课题研究价值与创新

(1) 与传统的单人脑电实验相比，本课题设计的超扫描实验同时采集多个被试的脑电数据，并观察被试之间的同步性和相关性，更加符合现实中复杂的人际交互现象，这有助于我们更好地理解人际交互的神经学本质。

(2) 采用基于格兰杰因果关系的大脑功能连接网络分析方法，将被试的大脑活动可视化，相比相关系数、相位锁定值等参数，格兰杰因果关系是一种具有方向性的脑连接强度指标，可以更加直观地表现出被试之间大脑活动相互影响的关系及同步程度。

(3) 本文在对 ERP 数据进行脑连接分析之前，使用了时域主成分分析 (t-PCA) 的方法，将感兴趣的 N170 成分从原始的 ERP 波形中提取了出来，并通过仿真证明了 t-PCA 有助于我们更好地进行格兰杰因果关系的分析。

## 2 实验设计与数据采集

### 2.1 仿真数据

主成分分析方法（PCA）能从原始的 ERP 数据中分离出时间和空间成分，因此在脑电信号处理中被广泛使用<sup>[26-28]</sup>。通过时域主成分分析法提取出我们感兴趣的 ERP 成分，在此基础上再进行格兰杰因果分析，会使得到的数据可信度更高。分别对仿真出来的源信号 N2、P3 和由四个原始信号源组成的混合信号进行了格兰杰因果关系分析，并画出了脑功能连接网络图，证明了时域主成分分析法有助于格兰杰因果关系的分析。

仿真的脑电信号数据由“Dipole-Simulator”（BESA 工具版）产生（数据改自文献<sup>[28]</sup>）。信号持续时间为 1000ms（从 -200ms 到 800ms），采样频率设置为 150Hz。有四个模拟的事件相关电位（N1、P2、N2 和 P3），其最大振幅分别在 Fz、CPz、FCz 和 Cz 电极上测量。在本次仿真中，N2 和 P3 被认为是感兴趣的 ERP，其他被认为是伴随的。N2 和 P3 的最大负波波峰分别位于 250-400ms 和 400-550ms。其相关波形、时域地形图的详细信息如图 2.1 所示。同时，还显示了四个原始信号源的任意两个波形、地形图及其混合信号之间的相关系数，以显示重叠程度以及四个原始信号源对原始混合信号的贡献程度（参见图 2.1 中的最后一行）。为了模拟尽可能接近实际 ERP 的信号，在原始混合信号的 P3 和 N2 的潜伏期和振幅中设置了变化，用于模拟单个被试数据集。按照这一思路，随后生成了 68 组模拟数据。将不同水平的高斯白噪声分别添加到 68 组混合信号中（滤波后的混合信号作为一个真实的预处理 ERP 数据集，信噪比分别设置为 20dB、10dB、5dB 和 1dB）。

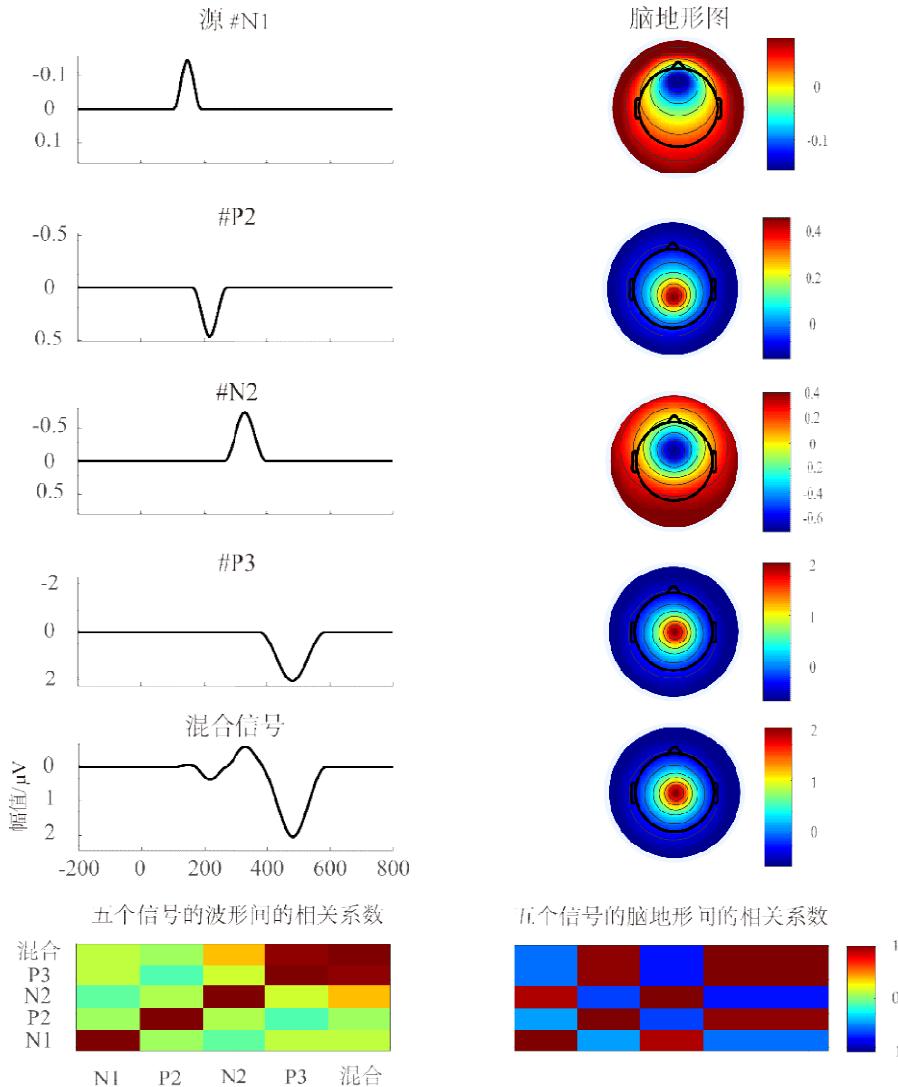


图 2.1 仿真 ERP 数据 1) 时域波形图(脑地形图)及其相关系数矩阵, 从上到下分别代表 N1、P2、N2、P3 与混合信号, 最后一行代表不同成分和混合信号的波形图(脑地形图)之间的相关系数矩阵。

## 2. 2 情感诱发刺激

情感是人的一种复杂的心理状态, 它是由主观的经历、生理反应、行为或者表达反应这三个主要部分组成。情感是人类对重要或者有意义食物或事件的离散或连续反应, 它们的持续时间比情绪短, 并且会产生包括语言、行为、生理和神经机制的反应。

近年来, 研究者们采用面部表情、手势、语音、文本, 生理信号等各种形式来诱发情感。由于生理信号的产生来自自主神经系统, 它们不会被有意地触发, 因此通过生理信号抑制或掩饰情感几乎不可能。图像、声音、视频剪辑或任何可以唤起情感的刺激, 已经存在被设计用于情感诱发的刺激数据库, 例如国际情感图片系统

( InternationalAffectivePictureSystem , IAPS ) 或 国 际 情 感 数 字 声 音 系 统 (InternationalAffectiveDigitalSoundSystem, IADS) 。

本实验中所有的刺激图片都来源于中国面孔表情图片系统<sup>[29]</sup>, 该系统是为扩展本土化的中国面孔表情图片系统以提供情绪研究而建立。本系统中, 每张图片均包含情绪类型, 认同度和强度指标。每种情绪类型下每张图片对应的认同度指标是指参评者中认为该图片属于此种情绪类型的人数占参评者总人数的百分比, 本系统中所有图片的认同度指标均大于 60%; 每张图片对应的强度指标是指所有参评者对其所表达的情绪强度评分的平均数。

(四) 悲伤				
编号	图片	性别	类型	认同度
SAM1		MALE	悲伤	90.22
SAM2		MALE	悲伤	73.91
SAM3		MALE	悲伤	83.70
SAM4		MALE	悲伤	79.35
SAM5		MALE	悲伤	92.39
SAM6		MALE	悲伤	93.48
SAM7		MALE	悲伤	88.04

图 2.2 中国面孔表情图片系统 (悲伤组)

(六) 平静				
编号	图片	性别	类型	认同度
NEM1		MALE	平静	70.65
NEM2		MALE	平静	83.70
NEM3		MALE	平静	77.17
NEM4		MALE	平静	77.17
NEM5		MALE	平静	89.13
NEM6		MALE	平静	83.70
NEM7		MALE	平静	65.22

图 2.3 中国面孔表情图片系统（平静组）

(七) 愉快				
编号	图片	性别	类型	认同度
HM1		MALE	愉快	100.00
HM2		MALE	愉快	98.91
HM3		MALE	愉快	86.96
HM4		MALE	愉快	83.70
HM5		MALE	愉快	98.91
HM6		MALE	愉快	86.96
HM7		MALE	愉快	94.57

图 2.4 中国面孔表情图片系统（愉快组）

在选择作为实验刺激的图片时，本文同时参考了认同度与强度两个指标，挑选出悲伤、平静、愉快的人脸表情各 60 张（如图 2.2-图 2.4 所示），其中每种情绪的男、女表情图片各 30 张，总计 180 张图片。本文对每一张原始图片都进行了分辨率修改（通过线性插值放大至 520\*600 像素）、USM 锐化增强，使所有作为实验刺激图片在尺寸、清晰度上尽量保持统一。

## 2.3 实验设计

本文采用人脸表情图片诱发 ERP 的经典情绪实验范式，首先将前期挑选并处理后的人脸情绪图片全部随机打乱，每一张图片均等概率出现。如图 2.5 所示，实验的每一个 trial 持续 3 秒钟，先呈现一个白色的小加号，提示被试集中注意力关注即将呈现的图片；然后是一张持续 1 秒钟的人脸情绪图片，要求被试体会图片中所表达的情绪；最后是一个持续 1 秒钟的黑屏，给被试一个缓冲的时间，并在下一个白色小加号来临之前尽量遗忘上一张图片，避免影响对下一张图片情绪的判断。实验分为两个 block，每个 block 包含 180 个 trial，共循环两次，中间设置一次休息，以供被试调整身体姿势，在接下来的实验中能保持最好的精神状态。在实验开始前、实验中间休息时和实验结束后，让三位被试分别对他们当前的情绪做出评估打分，分数从 1~5 分别代表非常开心、开心、平静、有些焦虑、比较焦虑，以方便后期分析采集到的脑电数据与被试情绪之间的关系。

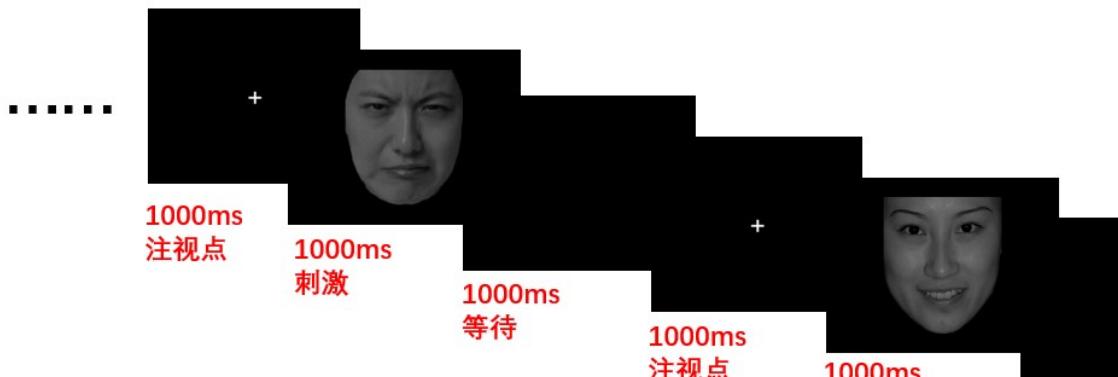


图 2.5 实验刺激的呈现形式

由于头皮脑电电极只是与受试者的头部皮肤接触传导电信号，传导阻抗非常大，而脑电信号又十分微弱，很容易受到其他因素干扰。脑电数据的伪迹噪声主要来源于两部分：生理伪迹和非生理伪迹。其中，生理伪迹包括由受试者头部附近的生物活动或受试者动作产生的电势，如头颈部肌肉活动、眨眼、心跳等。而非生理伪迹主要包括从电极与头皮的接触到设备自身或者环境中（设备周围的环境或受试者体内设备）产生的伪迹。通常非生理伪迹会显示各种形态的波形，而扭曲正常的 EEG 活动，严重情况下可能导致采集的数据无法解释。因此在采集脑电信号时，为了使得采集的数据尽可能干净，减少脑电信号的伪迹，需要注意一些脑电实验的规范。例如，在实验中要求被试尽量保持一个姿势，减少面部和身体运动，避免大幅度和高频率的眨眼、吞咽口水等。在进行试

验时，不能将放大器或脑电记录设备连通电源。此外还将实验放在隔音室来进行以消除环境噪音，在实验时将手机关机以避免外界讯息的干扰，让被试能保持一个清醒的、精神高度集中的状态来面对实验，如图 2.6 所示。



图 2.6 三人同时进行的 ERP 超扫描实验

## 2.4 行为数据

在每次实验结束后，通过问卷调研来确定被试对人脸表情图片的情绪判断，以记录被试的行为数据。虽然本文中采用的中国面孔表情图片系统被广泛用于情绪类的 ERP 实验，但可能存在部分图片对特定被试产生的刺激会与预期不相符。因此通过问卷调查的形式，来采集被试的行为数据，以确定每一位被试看到特定图片时所对应的真实情绪，并将以此得到的情绪分类标签与中国面孔表情图片系统中的情绪分类标签作对比，如果出现不一致的情况，就删除对应图片的脑电数据，保证所诱发情绪的准确性。

## 2.5 实验设备与软件

本实验使用的脑电信号采集设备由德国 eemagineMedical Imaging Solutions GmbH 公司制造，包括 EEGO 信号放大器（EE-223）3 台，32 个电极的湿电极帽 3 个，DELL 笔记本（Windows10 家庭版，CPU i7-8650U）3 台，用于同步超扫描刺激信号的 1 分 8 同步盒 Psytech-TB 和 Psytech-MultiTB。使用高导电性的电解物质（凝胶导电膏）注射到电极与头皮之间，以使电极获得良好的接触并降低头皮到电极间的阻抗。

三台笔记本电脑均安装了 EEGO 软件（版本：1.8.0），以记录采集到的三位被试的脑电信号。根据标准 10-20 导联系统（Brain Products GmbH, Gilching, Germany）收集 32 个位置的脑电图记录，参考电极为 Cpz 和 Gnd，采样频率设置为 500Hz，采集过程中所有电极和头皮之间的阻抗均小于  $5\text{k}\Omega$ 。所有被试的数据导出格式均设置为.vhdr。

本文设计的实验程序使用软件 E-Prime 编写（图 2.6），E-Prime 是 Experimenter's Prime (best) 的简称，是实现计算机化行为研究的一个跨平台系统，E-Prime 能呈现的刺激可以是文本、图像和声音（可以同时呈现三者的任意组合）提供了详细的时间信息和事件细节（包括呈现时间、反应时间的细节），可供进一步分析，有助于了解实际实验运行的时间问题，并且刺激呈现与屏幕刷新同步，精度可达毫秒。

在后期分析数据时，主要使用了 Matlab（版本 2020a）和脑电信号工具包 eeglab（版本 2019.1）等工具箱进行了脑电数据的处理，使用 IBMSPSSStatistics 26 对数据进行统计分析。

## 2.6 实验被试的招募与筛选

本实验招募被试共 22 组（在正式实验开始前，先进行了 2 次预实验，以验证课题的可行性），每组被试（3 人）均为舍友关系或相互熟知，采集了总计 66 人的脑电数据。所有被试均为大连理工大学的学生，正式实验的被试包括男性被试 15 组（45 人，年龄范围 18-26 岁，平均年龄 21.4 岁，标准差 2.63 岁），女性被试 5 组（15 人，年龄范围 18-25 岁，平均年龄 20.6 岁，标准差 2.65 岁）。SAS 量表平均得分为 39.75 分，标准差 8.78 分。SDS 量表平均得分为 43.71 分，标准差 11.36 分。所有被试视力正常或矫正视力正常，无视觉障碍，均为右利手。在前期使用了心理学中的焦虑自评量表（SAS）和抑郁自评量表（SDS）对所有被试进行了分类筛选，以确保被试在实验时自身情绪正常，不会因为自身情绪问题影响到实验结果。被试均为自愿报名，且每组被试在实验结束后可获得 100 元的报酬。所有被试在实验前均被详细告知实验目的、过程以及实验的安全性，并且均在被试知情同意书上签名。本实验已经通过大连理工大学生物与医学伦理委员会审查。

### 3 数据处理

#### 3.1 数据预处理

实验采集到的原始脑电信号中，往往包含着许多噪声（如2.3小节所述），而脑电信号的幅度（如几微伏）通常远小于伪迹的幅度（如几十微伏或几百微伏）。通过原始数据的波形图，能提取到的信息是十分有限的。因此在对数据进行分析之前，有必要先进行预处理工作。总的来说，ERP数据的预处理包括手动检查去除伪迹、数字滤波、独立成分分析（ICA）去伪迹、分段、去基线和叠加平均等。

##### 3.1.1 手动检查去除伪迹

将保存的脑电数据文件（.vhdr）导入到eeglab中，导入电极坐标完成电极定位后，就从头到尾完整浏览一遍数据的波形图，检查是否有坏导（如图3.1所示），是否有幅度较大的伪迹（如图3.2所示），进行相应的通道数据平均或伪迹去除工作，同时删掉实验开始前、实验中间休息时、实验结束后记录到的对后续分析无意义的脑电数据，以及与行为数据不相符的对应试次的脑电数据。

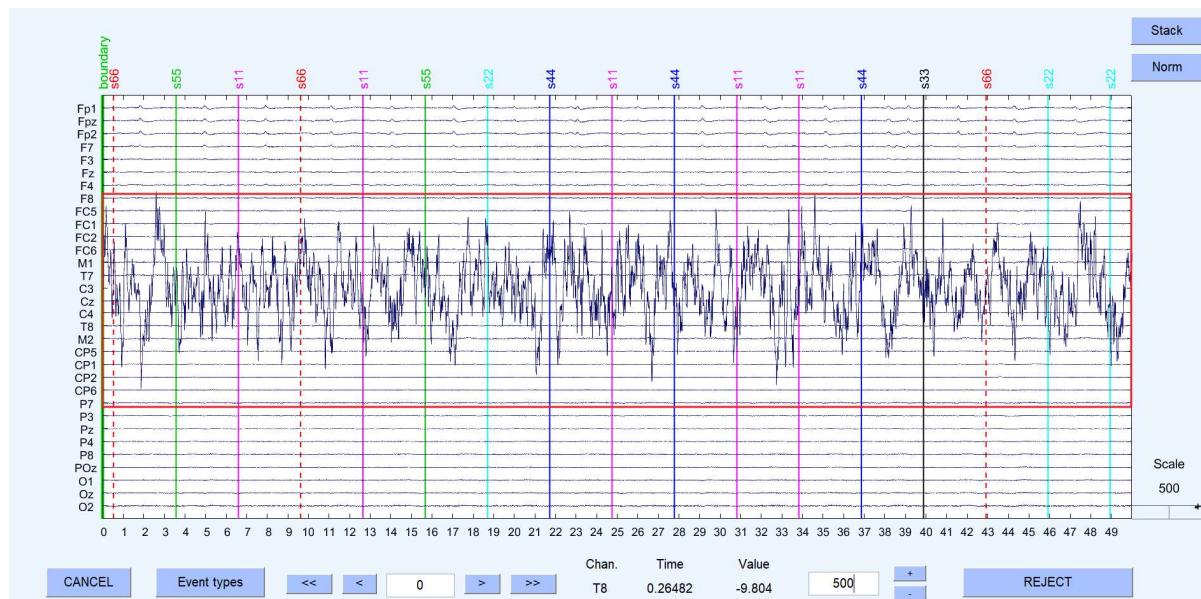


图3.1 C3电极坏导（图中红框所示）

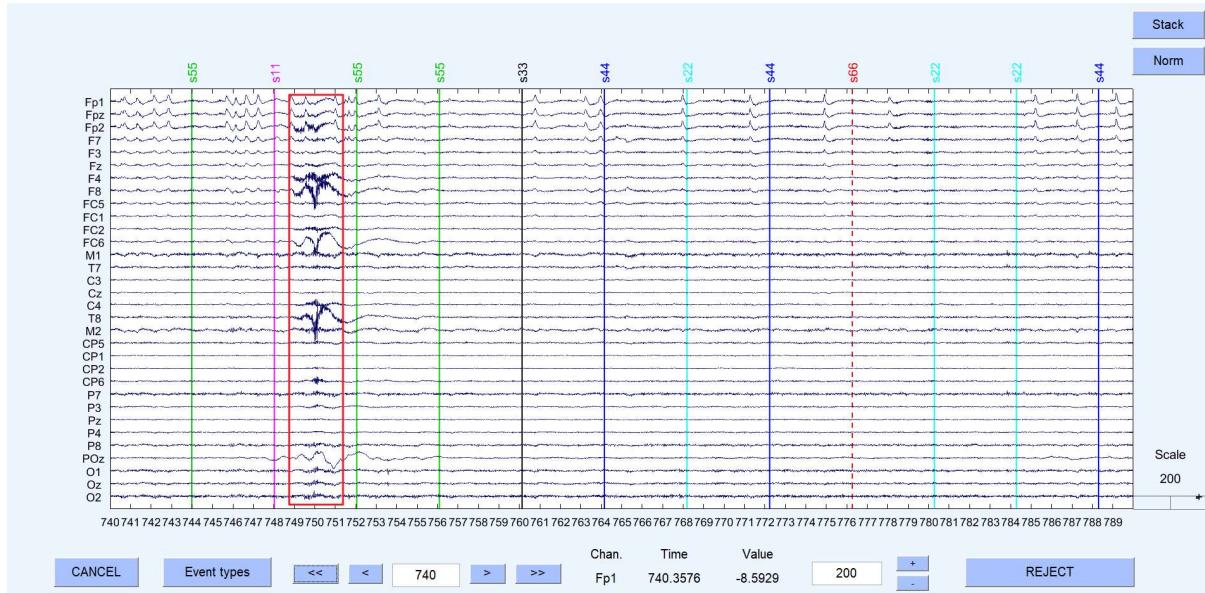


图 3.2 伪迹波形（图中红框所示）

### 3.1.2 数字滤波

滤波的主要目的是去除脑电信号中的噪声，使得脑电信号更平滑，凸显感兴趣的信息，主要有四种滤波方式：高通滤波、低通滤波、带通滤波和带阻滤波。高通滤波指的是保留高于某一频率的高频信号，减弱低于该值的信号；低通滤波的含义则相反，指的是保留低于某一频率的低频信号，而减弱高于该频率的信号；带通滤波指的是保留某个上下频率限值之间的信号，减弱在此范围外的信号；带阻滤波则会减弱某上下频率限值之间的信号，而保留在此范围内的信号。

在本实验的数据处理中，对人眼检查去除伪迹后的信号分别进行以下滤波：

- (1) 50Hz 带阻滤波，使用 Notch 滤波器，滤波器阶数 180，主要用于去除工频干扰。
- (2) 1Hz 高通滤波，使用无限冲激响应 (IIR) 巴特沃斯滤波器，滤波器阶数 2。
- (3) 30Hz 低通滤波，使用有限冲激响应 (FIR) 滤波器，滤波器阶数 36。

滤波前后的数据波形图分别如图 3.3 和 3.4 所示。

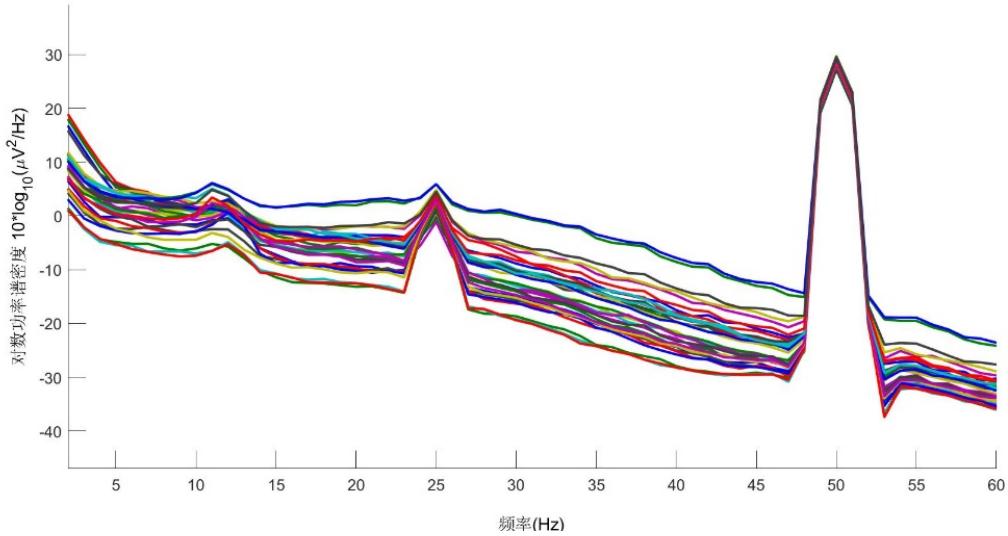


图 3.3 滤波前的数据（工频干扰较高）

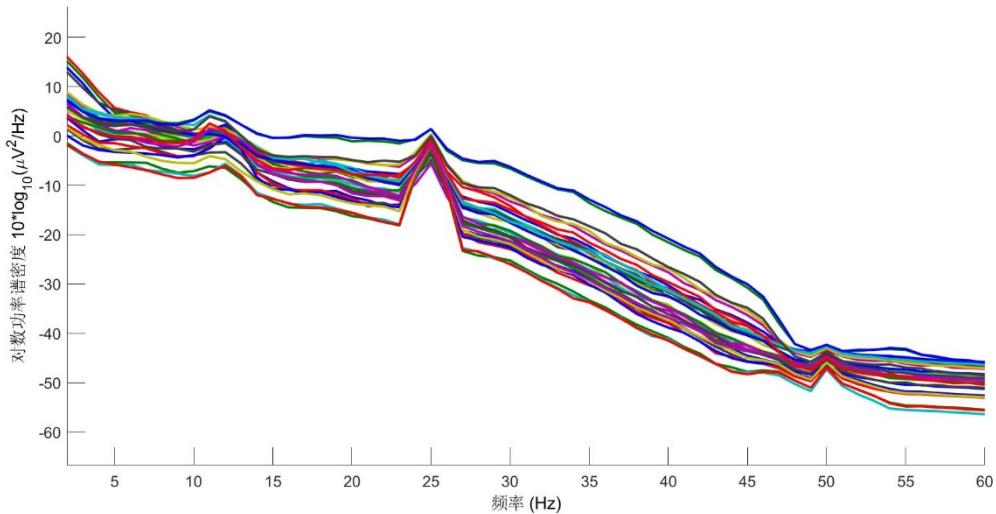


图 3.4 滤波后的数据（高频信号与极低频的信号已被滤掉）

### 3.1.3 独立成分分析 (ICA)

一般的，采集到的脑电信号可以被视为大脑皮层源信号与加权因子的乘积之和，该模型被称为“盲源分离”（BSS）模型。“盲源分离”的算法主要有两种：主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）或独立成分分析（Independent component analysis, ICA），其目的正是估计潜在的源信号和加权因子。

独立成分分析是一种非常重要的“盲源分离”算法，通过独立成分分析分解出若干个成分，将分解后的成分和头皮记录得到的数据求出相关系数，再去除成分最大值，即可将噪声成分去除，留下的就是干净的 EEG 信号。独立成分分析算法常用于去除伪迹，其基本假设是脑电信号和眼电等信号是相互独立的，将获取的原始 EEG 信号通过 ICA 算法提取出多个彼此相互独立的成分，通过识别伪迹（眼电、心电、肌电等）成分，从而实现信号与伪迹分离。

使用 ASAP\_ICA\_EEG\_ArtifactRejection\_v1 工具箱对滤波后的数据进行独立成分分析。用 FastICA 算法，选择 15 个独立成分重复运算 10 次，得到的结果如图 3.5 所示：

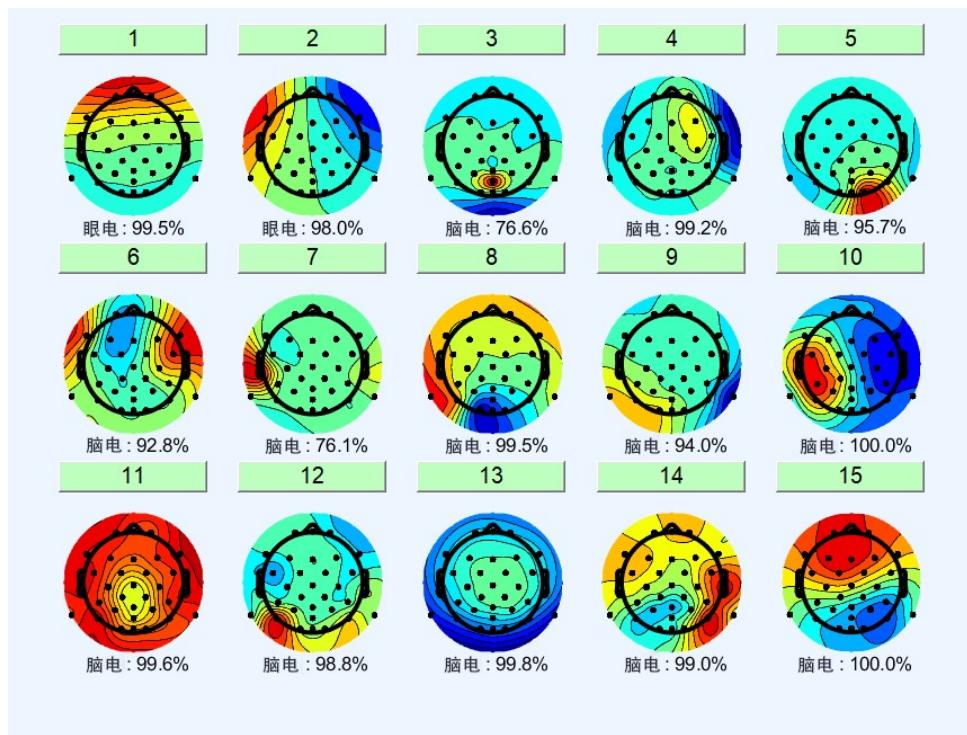


图 3.5 ICA 结果图（选择 15 个成分分离）

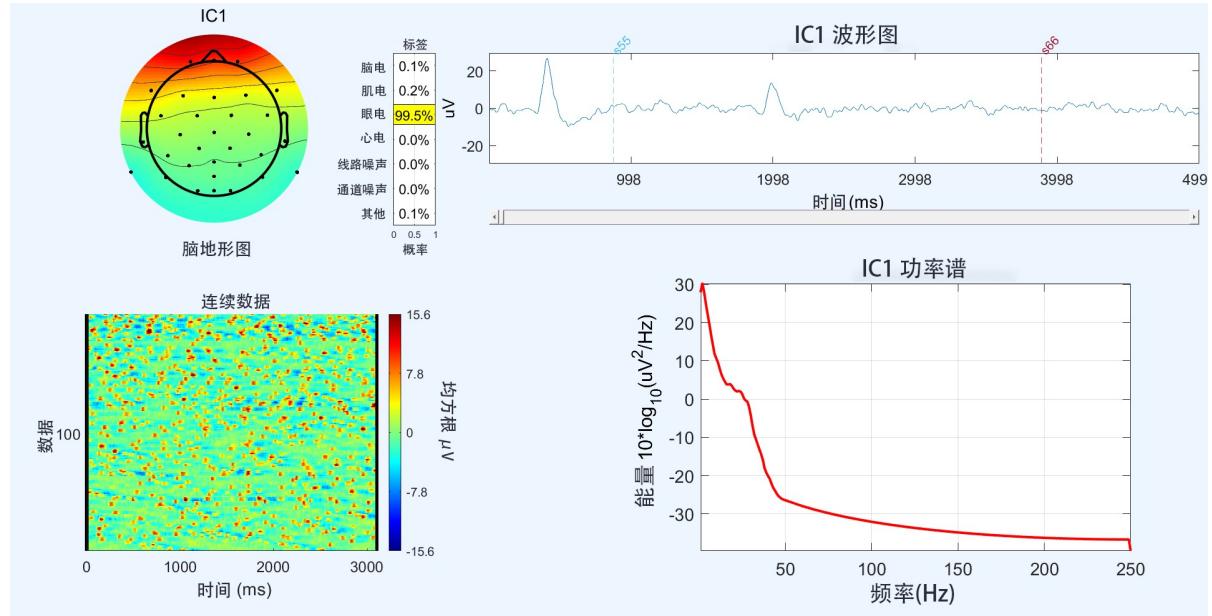


图 3.6 水平眼电成分

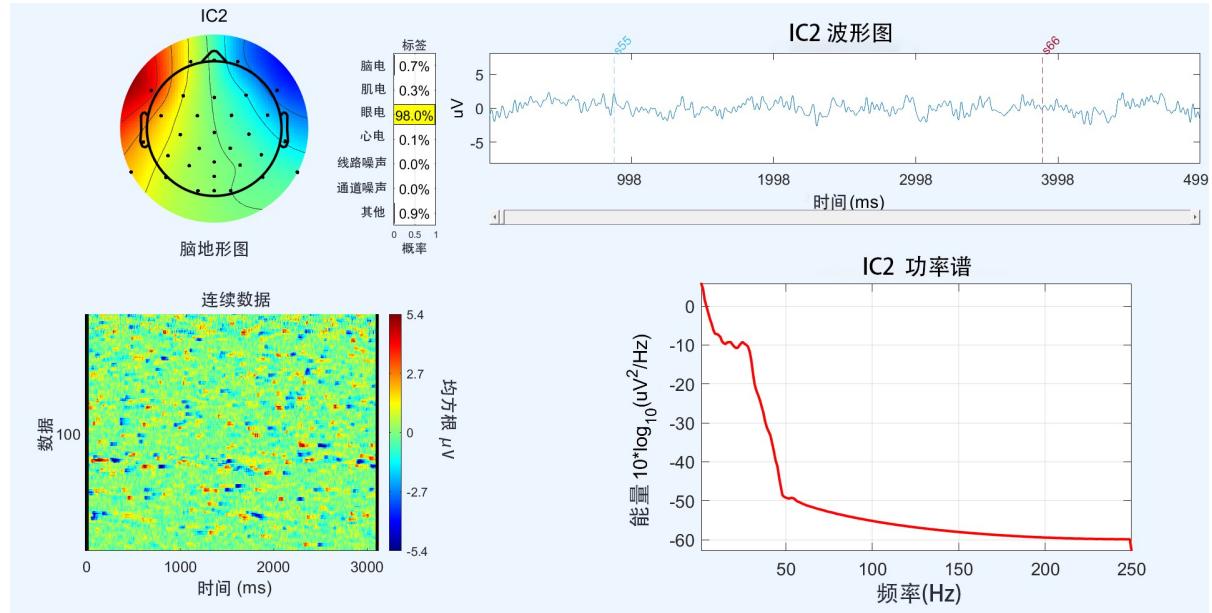


图 3.7 垂直眼电成分

然后将第 1、2 个独立成分去除，分别为水平眼电（如图 3.6 所示）和垂直眼电（如图 3.7 所示），用剩下的成分进行反投影重新构建脑电信号，运行 ICA 去眼电前后的波形图对比如图 3.8 所示：

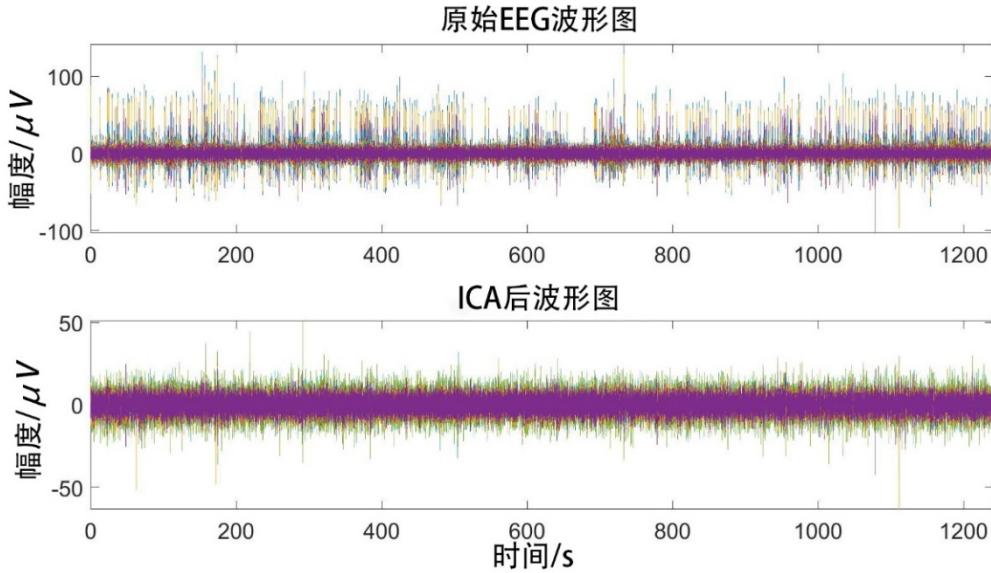


图 3.8 运行 ICA 前后数据对比图

### 3.1.4 分段、去基线、叠加平均

对于任务态的 ERP 研究来说，为了研究特定感觉或认知事件所诱发的脑电反应，可以根据刺激事件呈现或对刺激反应时刻的标记进行分段，从而提取感觉刺激或认知任务呈现后脑电活动的变化。亦即，以实验刺激出现的起始点为“0 时刻点”，根据实验程序中的事件编码，将脑电数据划分为多个数据段。其中，“0 时刻点”可以选在刺激呈现时，也可以选在被试做出反应时。在本实验中，主要对被试看到图片时的大脑响应过程感兴趣，因此选择刺激呈现时刻为“0 时刻点”。

对使用独立成分分析剔除眼电之后的数据进行分段，按照实验前标注的刺激类别对数据进行分段操作，时间窗选择-200~1000ms（刺激前 200ms 到刺激后 1000ms），基线矫正的时间窗选择刺激前-200ms~0ms。分段后的脑电数据如图 3.9 所示，其刺激类型为积极的人脸情绪图片。

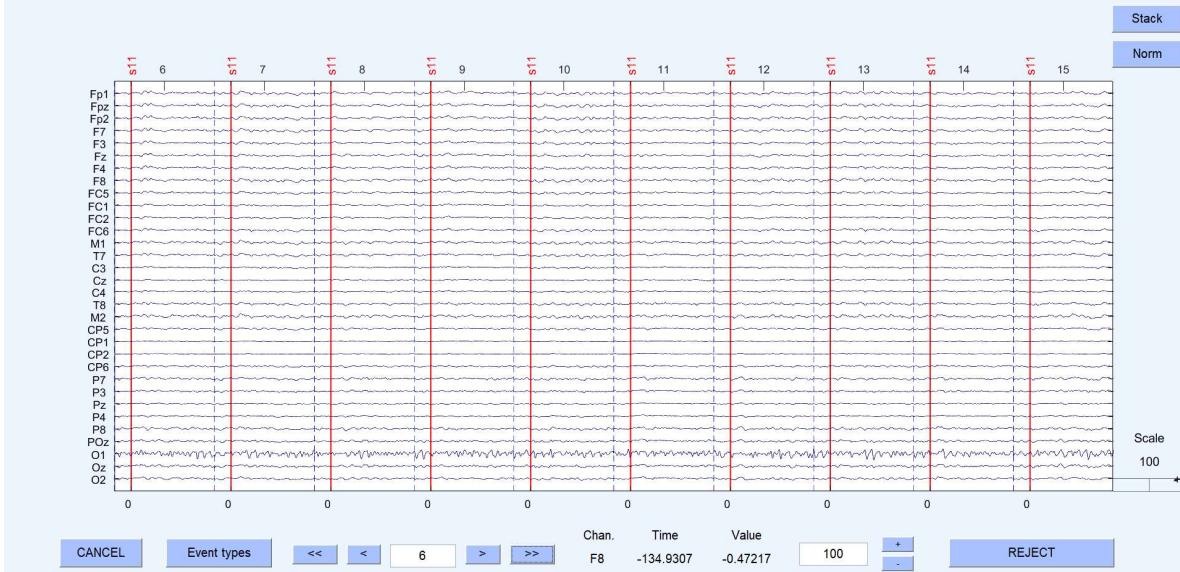


图 3.9 分段后的数据（刺激类型：积极的人脸情绪图片）

是否需要对 ERP 数据进行叠加平均操作，需要视后续的分析处理方法而定，这里同时保存了每个被试未叠加平均的数据和同一位置（如实验时坐在左边位置）的被试在不同刺激下叠加平均的数据。

### 3.1.5 预处理结果

做完了所有预处理工作后，还画出了所有被试的脑电波形图与脑地形图，形象化地显示出被试受到人脸情绪图片刺激时的大脑活动特点。其中脑电波形图(如图 3.10 所示，典型电极 P7、P8，按被试实验时做的位置将数据叠加平均)在 160-200ms 时可以观察到明显的负波，峰值约 $-4\sim-11\mu\text{V}$ 。而从脑地形图 (如图 3.11 所示，时间窗 160-200ms) 中可以看到在颞叶、枕叶区域出现了较大负波，坐中间位置的人负波更为对称，且幅值相比两边的人较大。综合脑电波形图和脑地形图来看，该成分属于 N170。后续将分别通过时域主成分分析 (temporal principal component analysis, t-PCA) 和基于格兰杰因果关系分析 (GrangerCausality, GC) 的多人脑连接分析方法，探究不同情绪对被试大脑活动以及脑间同步程度的影响。

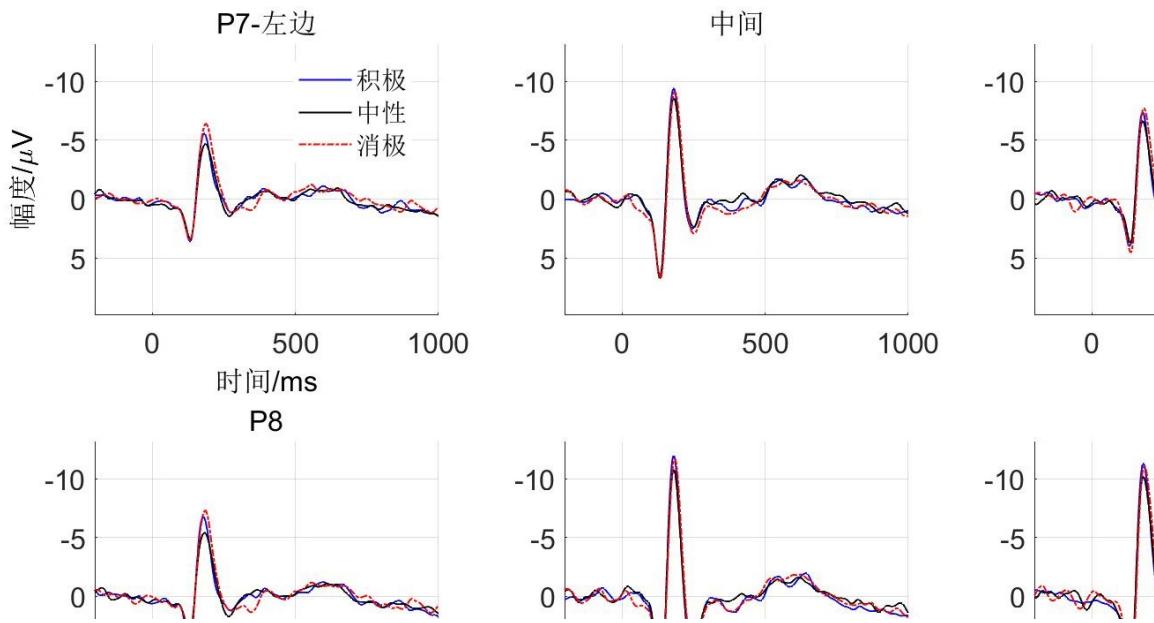


图 3.10 预处理后的 ERP 波形图。1) 上下两行分别代表 P7、P8 电极处的波形图，从左到右分别代表左边位置、中间位置和右边位置的被试；2) 图中蓝色实线、黑色实线和红色虚线分别代表积极、中性和消极三种不同的刺激。

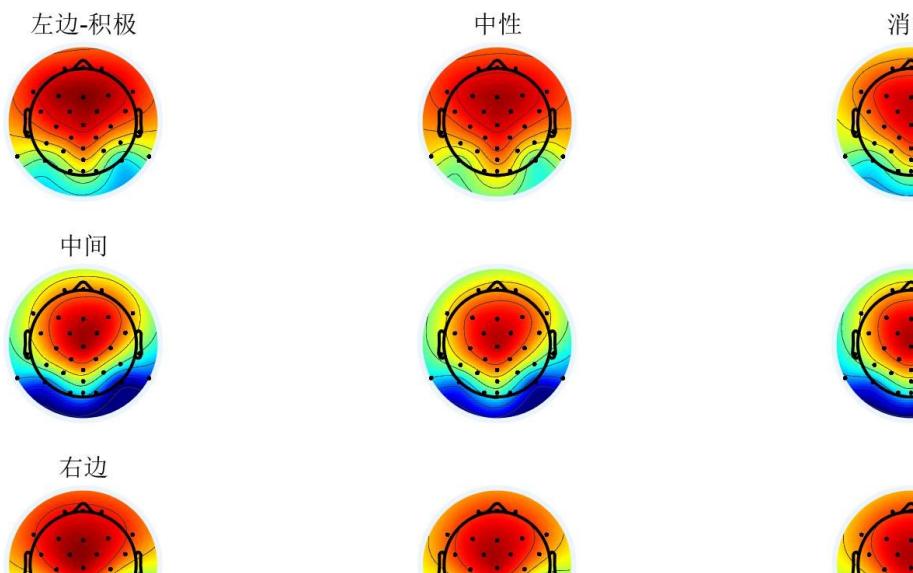


图 3.11 全脑地形图（160–200ms 时间窗）。1) 从上到下，每一行的脑地形图分别对应左边位置、中间位置和右边位置的被试；从左到右，每一列的脑地形图分别对应积极、中性、消极三种不同的刺激。

### 3.2 时域主成分分析 (t-PCA) 方法

感兴趣的 ERP 成分通常与其他非感兴趣的 ERP 成分重叠，利用传统的分析技术可能无法完全分离出来感兴趣的 ERP 特征。因此，本文中我们利用 t-PCA 将 N170 提取出来做进一步的分析。

针对 ERP 原始信号中空域成分重叠，但时域成分有差异的特点，利用时域主成分分析加旋转法能从中分离出我们感兴趣的成分，从而去除掉其他不感兴趣的成分的干扰。PCA 也是“盲源分离”的一种，具体的数据模型如下。

#### 3.2.1 t-PCA 的数学模型

对于一个 EEG/ERP 数据集中在空间串联的矩阵  $X \in R^{N \times M}$  ( $N$  和  $M$  分别表示时间采样点的数目和电极的数目)，可以使用公式所示的线性变换模型来表示<sup>[18]</sup>:

$$X = HS_1 + E = H(S_1 + S_2) = HS \quad (3.1)$$

在上述方程中， $H$  是一个满秩的混合矩阵，其中每一列代表从大脑皮层的某个源到沿大脑头皮电极的加权值； $S = S_1 + S_2$  ( $S \in R^{R \times M}$ )， $E = HS_2$ ， $S_1$  为大脑皮层未知源矩阵， $S_2$  为传感器噪声源矩阵。

通常，式 (3.1) 中的模型被视为超定的模型，因为观测信号  $N$  的数量往往大于源信号  $R$  的数量。因此，可以通过累计解释方差的方法来估计源信号的数量（即  $R$ ）。然后，就能将式 (3.1) 中的超定模型转换为如下确定的模型：

$$D = VTX = VTHS = AS \quad (3.2)$$

式中矩阵  $D \in R^{R \times M}$ ；矩阵  $V^T \in R^{R \times N}$  是对矩阵  $X^T$  (时域 PCA) 进行 PCA 处理的降维矩阵；矩阵  $A \in R^{R \times R}$  是混合矩阵。实际上， $A$  和  $S$  都是未知的，因此首先需要利用盲源分离算法来寻找解混矩阵  $W$ 。具体地说，PCA 在 EEG 上的应用中，通常采用一些旋转算法，如 Promax、Infomax 等来获得  $W$ ，然后通过这个分解矩阵，相关分量矩阵可以线性估计如下：

$$Y = WD = WAS = CS \quad (3.3)$$

式中，矩阵  $Y$  代表估计的未知源信号，其中每一行代表估计成分的脑地形分布，估计分量的振幅和极性是不确定的。逆矩阵  $B = W^{-1}$  利用分解矩阵来估计混合矩阵  $A$ 。为了分析提取的感兴趣成分，需要将这些感兴趣成分投影回电极，这个过程被称为“反投影”。

$$Q_r = b_r \circ y_r \quad (3.4)$$

这里， $Q_r \in R^{R \times M}$  表示第  $r$  个分量在所有感兴趣的电极上的 ERPs 投影； $b_r$  是第  $r$  个分量在所有电极上的相对投影强度， $y_r$  是估算的分量矩阵  $Y$  的第  $r$  行；“ $\circ$ ” 是两个向量之间的外积。

在应用主成分分析（PCA）对 EEG/ERP 数据提取感兴趣的事件相关电位时，需要选择提取出的几个主成分，把它们同时投影回所有电极，以校正其幅值和极性的不确定性，并在微伏级进行分析。几个成分的反投影过程如下所示：

$$X = [u_{r_1}, \dots, u_{r_i}] [y_{r_1}, \dots, y_{r_i}]^T = u_{r_1} \circ y_{r_1} + \dots + u_{r_i} \circ y_{r_i} \quad (3.5)$$

在这里，用  $r_1, \dots, r_i$  ( $1 \leq r_i < R$ ) 来表示所选成分的序列，“ $\circ$ ” 表示两个向量的外积。

### 3. 2. 2t-PCA 的实现步骤

在这一小节中，将介绍通过 t-PCA 从预处理后的 ERP 数据中提取感兴趣的成分的过程。本文将主成分分析的过程分为以下五个步骤：将 ERP 数据排列成矩阵，估计主成分的个数，选择旋转方法，挑选感兴趣的成分，并对挑选出的成分进行反投影。

第一步，将 ERP 数据排列成矩阵。在多被试和多条件的 ERP 实验中，有两种方法将单试次平均后的数据形成一个矩阵。即将不同被试在不同条件下的数据通过通道或者采样点串联起来形成一个矩阵。前者叫时域主成分分析(temporal PCA, t-PCA)，它适用分离一些在空间上重叠但时间上不重叠的成分。PCA 分解时间串联起来的矩阵的过程叫空间主成分分析(spatial PCA, s-PCA)，适用分解一些在时域重叠但空间域不重叠的成分。由于体积传导的原因，不同成分间在空间上有所重叠，所以在本文中我们采取时域主成分分析的方法。

无论是时域 PCA 还是空间域 PCA，多被试和多条件的 ERP 数据集都有四种模式，即时间样本 ( $S$ )、电极 ( $E$ )、实验条件 ( $C$ ) 和被试 ( $P$ ，用于“组主成分分析”）。因此，可以组成两种不同类型的矩阵来同时包含变量和观测量。对于第一种方式，将平均的 ERP 数据在电极上叠加，生成大小为  $S \times (E \times P \times C)$  的矩阵。在这个矩阵中，变量是时间采样点，观测值是电极、实验条件和被试的乘积。对于第二种方式，沿着采样点将所有被试的数据串联起来，生成大小为  $(P \times C \times S) \times E$  的矩阵。在这种类型的矩阵中，电极是变量，而所有电极上的波形（时间采样点、实验条件和被试的乘积）是观测值。

第二步，估计主成分的个数。主成分的数量通常根据预先规定的百分比比率 (percentage ratio, PR) 确定，例如 95% 或 99%。这个百分比被称为累积解释方差。在实际应用中，可以通过计算前  $R$  个特征值之和与所有特征值之和的百分比比率来获得累计解释方差：

$$PR = \frac{\sum_{r=1}^R \lambda_r}{\sum_{l=1}^L \lambda_l} \times 100\% \quad (3.6)$$

其中  $R$  表示估计的主成分数目， $L$  是变量的个数， $L \geq R$ 。一旦确定了累计解释方差的值（例如 90%、95% 和 99%），那么主成分的个数也就确定了。例如，如果  $PR$  定义为 99%，并且前 29 个成分解释了总方差的这个比率，那么这些成分将作为估计的主成分，参与下一步的计算。

第三步，选择旋转方法。旋转法的目的是将提取出来的成分结构重新排列，变为简单的可解释的结构，在 ERP 分析中主要有正交旋转和斜交旋转两种旋转方法被广泛应用。第一种方法正交旋转，它要求 PCA 分解的成分相互正交。而第二种方法斜交旋转，要求不同的 PCA 分解的成分相互关联。尽管正交旋转（如 Varimax）已被应用于提取感兴趣的 ERPs，并且可以产生很好的结果，但是有许多研究认为 Promax 旋转适合于时域的 PCA，而 Infomax 旋转适合于空域的 PCA。

第四步，挑选感兴趣的成分。即使在预处理过程中，大部分明显的伪迹已被去除，但通过 PCA 提取的成分中，仍然包含以下四种不同类型的成分，即感兴趣成分、自发脑活动成分、非感兴趣成分和噪声活动成分。

一般来说，PCA 提取出来的成分，只有在时域和空域的性质均符合感兴趣的事件相关电位特征，才能被挑选出来用于下一步的计算。以下三点可以作为挑选 PCA 感兴趣成分的标准：（1）时间成分的极性和峰值潜伏期；（2）空间分量的极性和脑地形图分布；（3）任意两个空间分量之间的相关系数，这里的空间分量是各种条件下的脑地形图。

第五步，对挑选出的成分反投影。由“盲源分离”算法得到的 PCA 和 Promax 旋转分量具有极性和方差不确定性，可以应用反投影理论来进行校正。实际上，由于 ERP 波形在不同被试间的差异，感兴趣的 ERP 常常被分解为好几个时间和空间分量。因此，应该选择所有这些成分投影到电极上，以校正其不确定性。

### 3.2.3 t-PCA 的结果与统计分析

对预处理完后的数据进行整理，重组成四阶张量：通道  $\times$  时间采样点  $\times$  刺激种类  $\times$  被试分组。选择 Promax 旋转方法，进行两因素的时域组主成分分析。最终选择了 21 个成分，累计解释了 95% 方差。如图 3.12 所示：

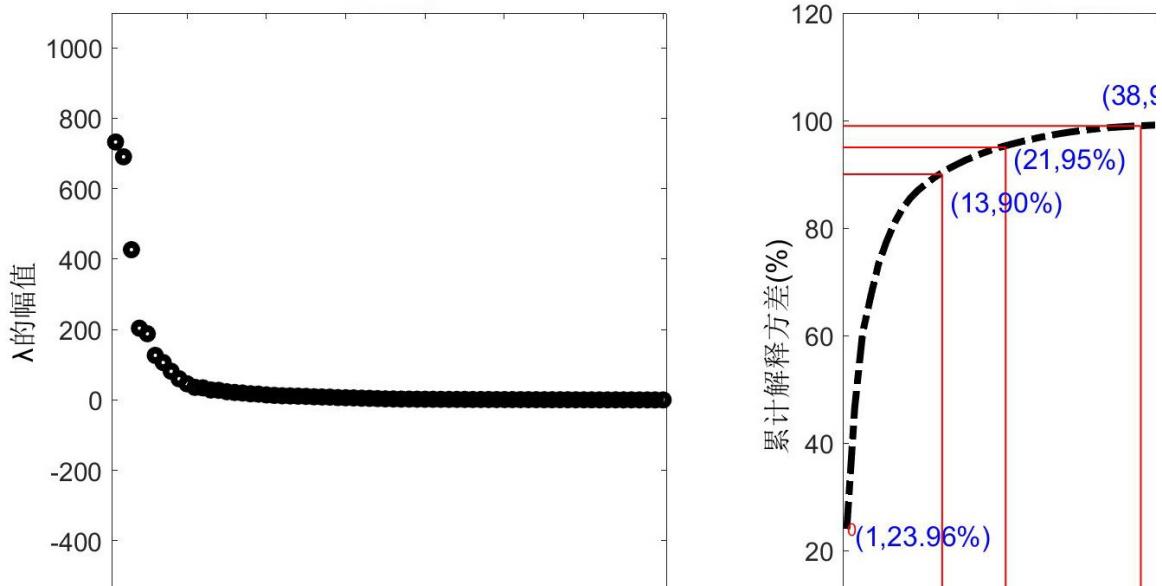


图 3.12 t-PCA 成分数选择（选择 21 个成分，累计解释 95% 方差）

然后筛选 t-PCA 分离出来的成分，综合参考时间成分的峰值潜伏期、空间分量的极性和脑地形图分布(如图 3.13 所示)，选择出符合 N170 特点的成分，该成分解释了 13.96% 的方差。

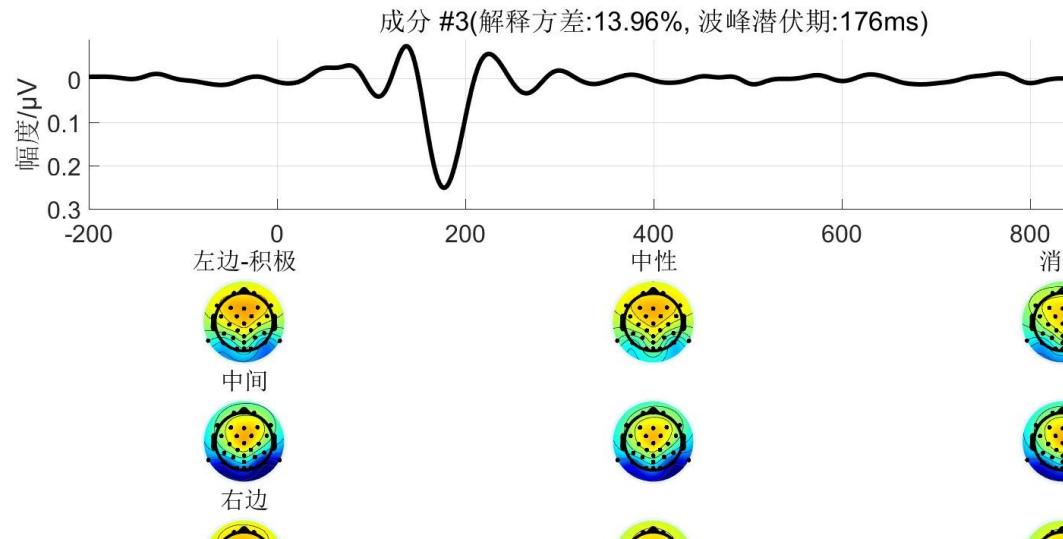


图 3.13N170 成分时域波形图、脑地形图

- 1) 波形图中峰值潜伏期 176ms，解释方差占比 13.96%；2) 脑地形图中颞叶、枕叶区域出现负波，且左右不对称。

将选中的感兴趣成分反投影到电极域上，得到了 t-PCA 后的结果图，如图 3.14 所示，与预处理后的数据相对比，可以看出 N170 成分更加明显，且波峰潜伏期在时域上相对一致。画出在不同条件下 N170 成分的波峰幅度对应的柱状图，如图 3.15 所示。可以看出如下规律：从组别来看，波峰幅度有中间的被试>右边的被试>左边的被试；从刺激种类来看，不同组别的波峰幅度都有积极≈消极>中性。此外，P8 电极处的 N170 波峰幅度要普遍高于 P7 电极。

选择时间窗为 160-200ms 对波形进行平均，画出了全脑地形图，如图 3.16 所示，可以清晰地看到颞叶、枕叶出现的 N170 负波，并且左右半球并不对称，大脑右侧出现的 N170 负波比左侧更明显。

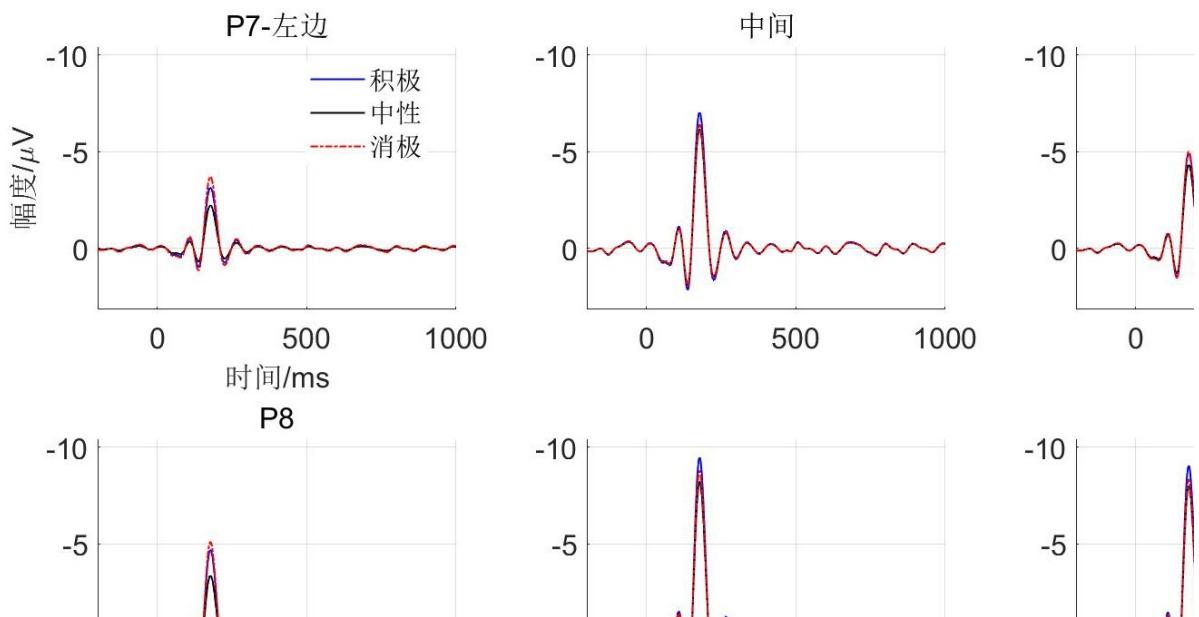


图 3.14 P7、P8 电极处经过反投影后的 N170 成分波形图。1) 上下两行分别代表 P7、P8 电极处的波形图，从左到右分别代表左边位置、中间位置和右边位置的被试；2) 图中蓝色实线、黑色实线和红色虚线分别代表积极、中性和消极三种不同的刺激。

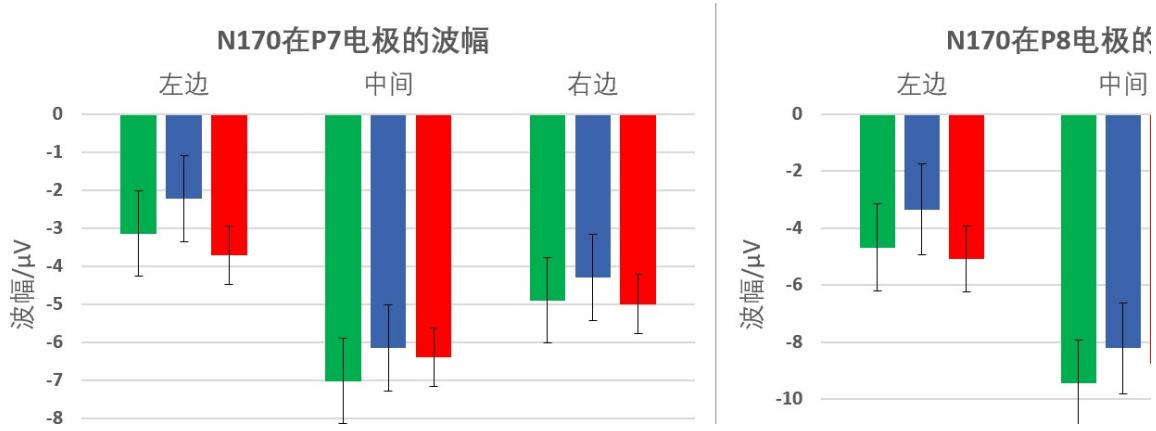


图 3.15 不同条件下 N170 成分的波幅。1) 左、右两张图分别代表了 N170 在 P7、P8 两个电极处的波幅，可以看出 P8 电极处的 N170 比 P7 电极幅度更大；2) 每张图中，绿色、蓝色、红色的柱状图分别代表了积极、中性、消极三种不同情绪的刺激，可以看出带有情绪的刺激引起的 N170 比中性刺激的幅度更大。

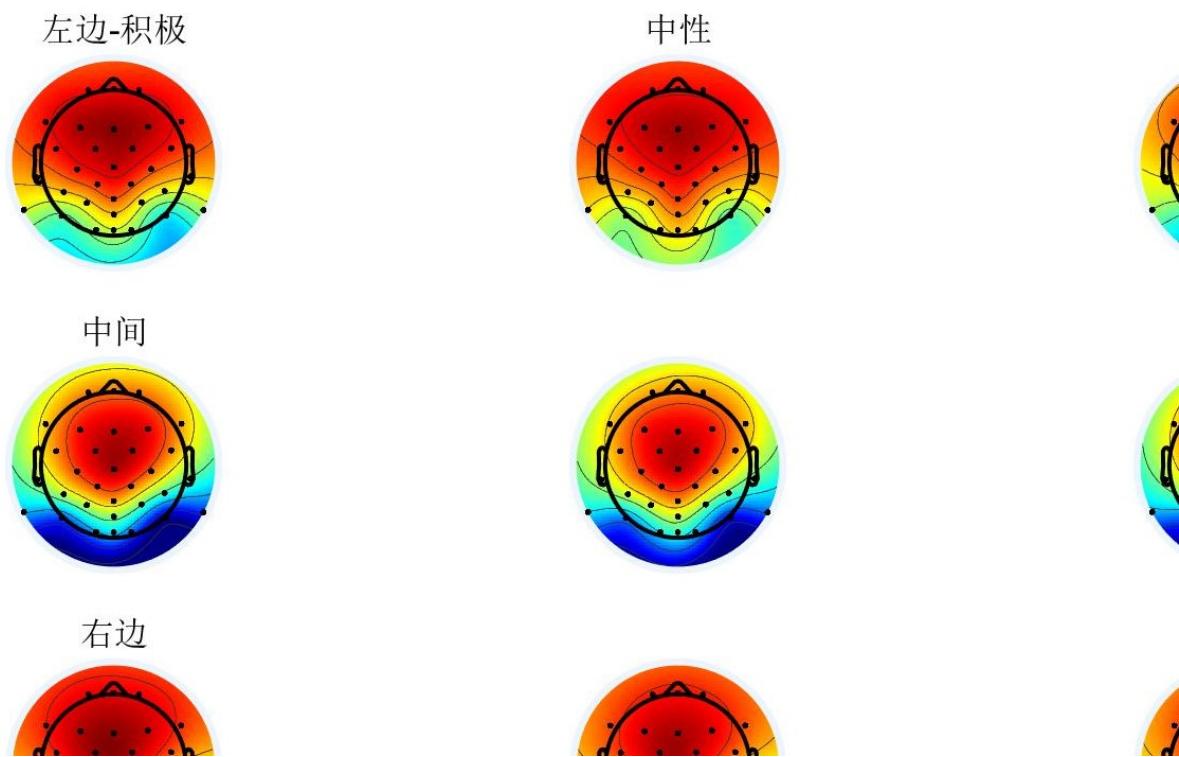


图 3.16 t-PCA 后的全脑地形图（时间窗 160–200ms）。1) 从上到下，每一行的脑地形图分别对应左边位置、中间位置和右边位置的被试；从左到右，每一列的脑地形图分别对应积极、中性、消极三种不同的刺激；2) N170 出现在大脑颞叶、枕叶区域，但左右半球并不对称，大脑右侧出现的 N170 负波比左侧更明显。

利用 SPSS 统计分析软件, 选择 P7、P8 这两个电极, 在 160-200ms 时间窗内对 N170 成分的均值进行重复方差测量, 将被试在实验时不同的位置 (position) 作为主效应, 大脑左右两个半球 (hemisphere) 和三种刺激类型 (stimulus) 作为主体内因子。检验结果表明, 不同类型的刺激(积极的、中性的、消极的)之间具有极其显著性的差异 ( $F=7.309$ ,  $p<0.001$ , 偏 $\eta^2=0.121$ ) , 即对于 N170 成分的波峰幅度, 带有情绪的刺激>中性的刺激; 大脑左右两个半球之间具有显著差异 ( $F=16.07$ ,  $p<0.01$ , 偏 $\eta^2=0.233$ ) , 即右半球大脑的负波峰值比左半球大脑更大。而对于被试在实验时不同的位置条件, 则没有发现显著区别。

### 3. 3 基于格兰杰因果关系的脑连接分析

#### 3. 3. 1 格兰杰因果关系的数学模型

设  $X_1(t)$  和  $X_2(t)$  是两个时间变量序列, 若结合  $X_1(t)$  和  $X_2(t)$  过去的信息对  $X_1(t)$  预测比仅使用  $X_1(t)$  过去的信息预测更加精确, 则称  $X_2(t)$  对  $X_1(t)$  具有格兰杰因果关系 (Granger Causality, GC) 。  $X_1(t)$  和  $X_2(t)$  的自回归模型如式 (3.7) 、式 (3.8) 所示。

$$X_{1,t} = \sum_{j=1}^m a_{11,j} X_{1,t-j} + \varepsilon_{1,t} \quad (3.7)$$

$$X_{2,t} = \sum_{j=1}^m a_{22,j} X_{2,t-j} + \varepsilon_{2,t} \quad (3.8)$$

联合回归模型如式 (3.9) 、式 (3.10) 所示。

$$X_{1,t} = \sum_{j=1}^m a_{11,j} X_{1,t-j} + \sum_{j=1}^m a_{12,j} X_{2,t-j} + \eta_{1,t} \quad (3.9)$$

$$X_{2,t} = \sum_{j=1}^m a_{21,j} X_{1,t-j} + \sum_{j=1}^m a_{22,j} X_{2,t-j} + \eta_{2,t} \quad (3.10)$$

式中,  $t=0, 1, \dots, N$ ,  $m$  为自回归阶数, 矩阵  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$  为回归系数,  $\varepsilon_i$  和  $\eta_i$  为回归估计残差, 互不相关, 均值为 0, 方差分别为  $\sigma_{\varepsilon_i}^2$  和  $\sigma_{\eta_i}^2$  ( $i=1, 2$ ) ,  $\eta_1$  和  $\eta_2$  的协方差定义为:

$$\sigma_{\eta_1 \eta_2} = \text{cov}(\eta_1, \eta_2) = E(\eta_1 \eta_2) - E(\eta_1)E(\eta_2) \quad (3.11)$$

如果在相同统计条件下,  $\sigma_{\eta_i}^2$  的值小于  $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ , 则称  $X_2(t)$  对  $X_1(t)$  有 Granger 因果效应。此时式 (3.9) 对  $X_1(t)$  的估计比式 (3.7) 更精确。如果  $\sigma_{\eta_i}^2 = \sigma_{\varepsilon_i}^2$ , 则称  $X_2(t)$  对  $X_1(t)$  没有因果效应。此时, 式 (3.7) 等于式 (3.9) 。

$X_2(t)$  对  $X_1(t)$  的因果度量为:

$$F_{X_2 \rightarrow X_1} = \ln(\sigma_{\varepsilon_1}^2 / \sigma_{\eta_1}^2) \quad (3.12)$$

相似的,  $X_1(t)$  对  $X_2(t)$  的因果度量为:

$$F_{X_1 \rightarrow X_2} = \ln(\sigma_{\varepsilon_2}^2 / \sigma_{\eta_2}^2) \quad (3.13)$$

人的情感变化时，不同脑区或电极之间的脑电信号会交互作用，形成因果相关信息流。在超扫描中，如果两位被试对应脑区或电极通道之间存在显著的格兰杰因果关系连接，就可以表明不同情绪会在被试之间传播。

### 3.3.2 格兰杰因果关系的实现方法

考虑到  $N$  个通道  $t$  时刻的脑电信号：

$$U_t = [U_{1t}, U_{2t}, \dots, U_{Nt}]^T \quad (3.14)$$

上式中， $U_{it}$  表示第  $i$  个通道的时间序列。则  $p$  阶 MVAR 模型可以表示为：

$$U_t = \sum_{k=1}^p A(k)U_{t-k} + E(t) \quad (3.15)$$

其中， $A(k)$  为  $N \times N$  的模型系数矩阵， $p$  为高阶自回归模型的阶数， $E(t)$  代表随机噪声。建立高阶自回归模型的关键参数为模型的阶数  $p$ ，它代表当前时刻  $t$  的序列与之前  $p$  个时刻的序列值有关，或者说有  $p$  个过去时刻的序列值预测了当前时刻的序列值，选择不同的  $p$  值会产生不同的结果。在实践中，给定时间序列数据，关键的是根据理论原则选择有限的阶数， $p$  值应该足够高使得模型能够捕捉到数据可预测的变化，但又不能过高导致数据过度拟合。本实验中， $p$  值由赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC) 综合确定。

对使用 t-PCA 方法提取出的 N170 成分，应用格兰杰因果关系分析方法。具体的做法是，选择两个不同位置关系的被试的数据（如被试 A、B），按顺序拼接在一起形成一个 64 通道的数据矩阵（每个被试的信号数据为 32 通道），然后计算出任意两个通道之间的格兰杰因果关系强度，取右下角  $32 \times 32$  大小的矩阵，如图 3.18 (a) 所示，该矩阵中的值就代表了被试 A 对 B 的格兰杰因果关系强度。

对任意两个通道之间的格兰杰因果关系进行卡方检验，得到的 P 值矩阵如图 3.17 (b) 所示。设置显著性水平  $\alpha = 0.05$ ，对 P 值矩阵进行二值化后得到的显著性矩阵，如图 3.18 (c) 所示。

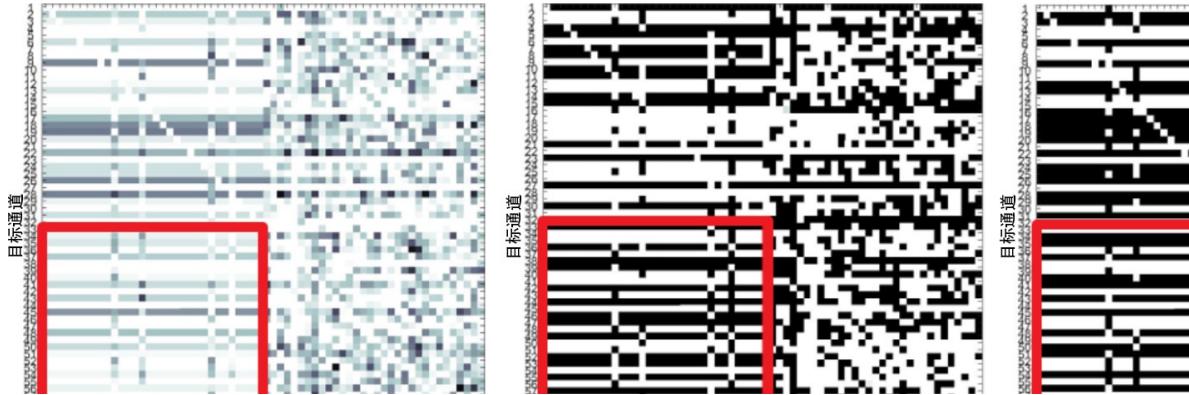


图 3.17 从左到右，分别为格兰杰因果分析矩阵、卡方检验 P 值矩阵、二值化的显著性矩阵

将格兰杰因果关系分析的结果矩阵（32 通道×32 通道）提取出来，把电极位置作为网络的节点，把格兰杰因果关系强度作为网络的连接边，将网络可视化，如图 3.18 所示，图中的箭头均代表了被试 A 对 B 的特定电极之间具有显著的格兰杰因果关系。

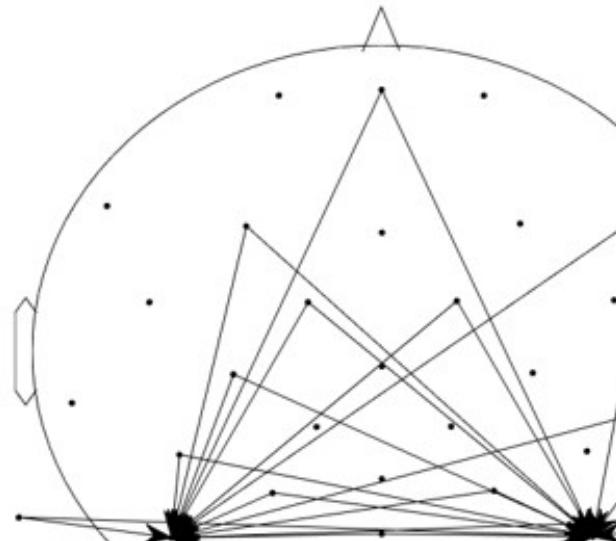


图 3.18 具有显著格兰杰因果关系的被试间脑功能连接网络

### 3.3.3 仿真数据的 GC 分析结果

对于 2.1 小节中的仿真数据集应用格兰杰因果分析方法：将 68 位被试分为两组（前 1-34 人为第一组，后 35-68 人为第二组），将同一组别的被试数据叠加平均，然后检测第一组被试对第二组被试的格兰杰因果关系。对于 N2 成分，选取时间窗 250-400ms，典型电极 FCz，与混合信号的对比结果如图 3.19 (a)、3.19 (b) 所示；对于 P3 成分，选取时间窗 400-550ms，典型电极 Cz，与混合信号的对比结果如图 3.19 (c)、3.19 (d)

所示。可以清晰地看到，相较于单独成分的源信号，混合信号的连接数更多，这有可能是由其他不感兴趣的成分造成的“伪连接”，当研究特定感兴趣的成分时就有得出虚假结论的风险。因此，在对实际数据集进行格兰杰因果分析之前，先对预处理后的数据进行时域主成分分析，提取感兴趣的成分是十分必要的。

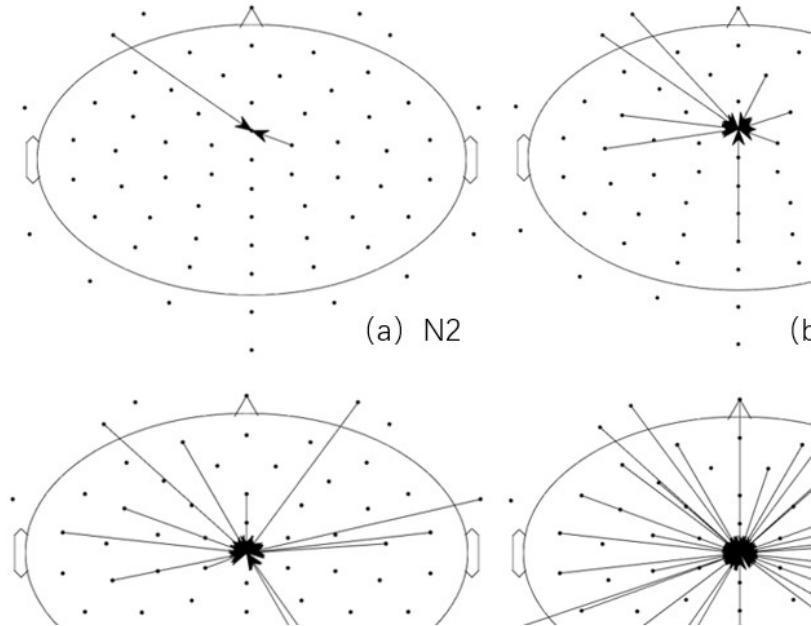


图 3.19 格兰杰因果关系分析对比图。a) N2 源成分，时间窗 250–400ms，电极 FCz；b) 混合信号，时间窗 250–400ms，电极 FCz；c) P3 源成分，时间窗 400–550ms，电极 Cz；d) 混合信号，时间窗 400–550ms，电极 Cz

### 3.3.4 实际数据的 GC 分析结果

对于 3.2.3 小节中经过“时域主成分分析”提取的 N170 成分，应用格兰杰因果分析方法。将三种不同位置关系（左、中、右）的被试数据两两比较，分刺激（积极的、中性的、消极的）画出脑功能连接网络图，结果如图 3.20 所示（这里受篇幅所限仅展示左侧被试对中间被试的格兰杰因果关系分析对比图）。

从图中可以看出，显著的脑连接主要集中在颞叶、枕叶，少部存在于顶叶；而且相比 neutral 类型的刺激，happy、sad 类的显著脑连接数更多，这与之前通过 N170 成分波形、脑地形图分析所得出的结论相一致，这表明带有情绪的人脸表情图片激活了更多的大脑区域。

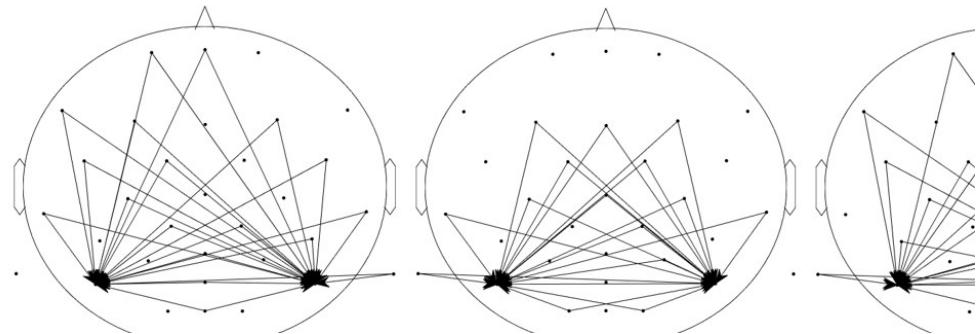


图 3.20 左边被试对中间被试的格兰杰因果关系分析对比

为了进一步探究上述脑功能连接网络的拓扑结构并进行统计分析，对每一位被试单独做 t-PCA 并提取了 N170 成分。对同一组的被试进行格兰杰因果关系分析，选择 0-400ms 的时间窗。计算每一个网络的平均节点度，将平均节点度作为统计量进行重复方差测量，发现不同的位置关系（左中、左右、中左、中右、右左、右中）之间、不同的情绪（积极、中性、消极）之间均没有显著差异。分别选取-200-0ms 的时间窗（刺激出现前）和 0-400ms 的时间窗（刺激出现后）进行比较，发现不同时间窗内的脑连接网络具有显著的差异 ( $p < 0.01$ )，不同时间窗内的平均度分布如图 3.21 所示，结果表明人脸图片刺激会在三个被试之间传播，并影响三者之间的脑功能网络的连接结构。

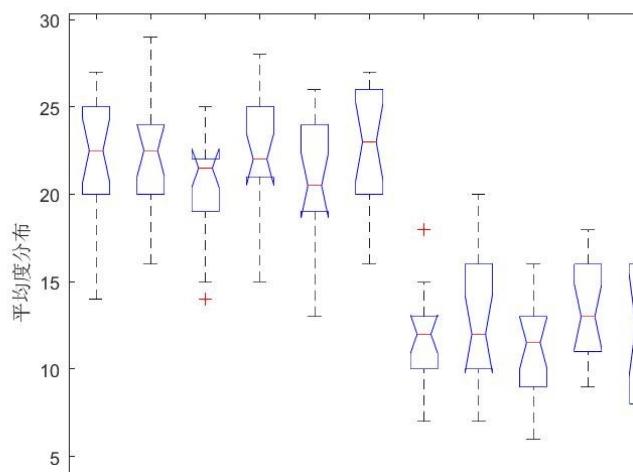


图 3.21 脑功能连接网络平均度分布。1) 横坐标 1-6 (7-12) 表示-200-0ms (0-400ms) 时间窗下不同位置关系的六个脑连接网络

## 4 实验结论

本实验分别通过时域主成分分析法和格兰杰因果分析法，从时域的波形图、脑地形图和图论的脑功能连接网络等不同方面，对一起观看人脸表情图片的被试间大脑活动进行了分析。本文主要研究对象为 N170，它是一种反映大脑对人脸面孔早期知觉加工的 ERP 成分。从 N170 的波峰幅度来看，带有情绪的人脸图片（积极、消极）比普通的人脸图片（中性）引起了更强的 N170 波 ( $p<0.001$ )；从 P7/P8 电极的时域波形图和全脑地形图来看，大脑左右半球的 N170 成分并不对称，大脑右侧的颞枕区域，比左侧产生了更强的负波 ( $p<0.01$ )。结果表明，被试对带有情绪的面孔识别程度更强。

从基于格兰杰因果关系分析的大脑功能连接网络来看，三个相互熟悉的被试，一起观看人脸图片（尤其是带有情绪类的图片）时，他们之间的大脑活动表现出了显著的因果关系 ( $p<0.05$ )，主要集中在颞叶、枕叶，即被试间的大脑活动可以相互预测，不同被试的脑间同步程度较高，产生了情感共鸣。刺激出现前 (-200-0ms) 与刺激出现后 (0-400ms) 的大脑功能连接网络具有显著差异 ( $p<0.01$ )，这表明人脸情绪图片的刺激会在三个被试之间传播，并影响三者之间脑网络的连接结构。此外，带有情绪的人脸图片（积极、消极）比普通的人脸图片（中性）具有更多显著的脑连接，这说明被试在观看带有情绪的人脸图片时，激活的大脑功能区更多。

## 5 问题与展望

第一，在本课题的实验中，三个相互熟悉的被试一起被动地观看带有情绪的人脸图片，三人之间缺少互动。但是，在更具有普遍意义的、贴近现实生活的超扫描实验中，同组被试之间应该存在更复杂的人际互动，如对话、模仿、合作或竞争等。本课题的研究是对传统单人脑电实验向多人超扫描脑电实验转变的探索，证明了超扫描这种新兴方式在脑电实验中具有重要的作用和研究价值，需要设计出更科学更复杂的超扫描实验范式，才能让我们更进一步地探索人际交互的神经学本质。

第二，尽管全球的科研工作者们已经对人脑功能连接网络做了大量研究并得到了许多成果，但是目前对人脑连接网络的分析方式仍有一定争议，例如对大脑功能连接网络“边”的定义方式不同，可能会得到具有差异性的结果。Liang 等人<sup>[30]</sup>通过脑电图的方式，采用三种完全不同的大脑功能连接网络“边”的计算方法来构建网络（包括皮尔森相关、偏相关和斯皮尔曼等级相关），结果发现，虽然基于不同连接定义构建的大脑功能连接网络都具有稳定的“小世界”属性，但具体的网络参数却存在着显著的差异。本文中将大脑功能结构网络中的“边”定义为被试对应电极之间的格兰杰因果关系，并通过计算网络的度分布来研究网络的拓扑结构。未来还可以通过更多的方式，从不同的连接边定义出发，研究超扫描实验中被试的脑间网络特性。

## 参考文献

- [1] Rilling J K, King-Casas B, Sanfey A G. The neurobiology of social decision-making [J]. *Curr Opin Neurobiol*, 2008, 18(2): 159–165.
- [2] Hari R, Kujala M V. Brain Basis of Human Social Interaction: From Concepts to Brain Imaging [J]. *Physiol Rev*, 2009, 89(2): 453–479.
- [3] 王益文, 杨雪, 姚小强, 等. 人类互动脑-脑耦合的计算方法 [J]. 科学通报, 2021, 66(Z1): 501–514.
- [4] Montague P R, Berns G S, Cohen J D, et al. Hyperscanning: Simultaneous fMRI during linked social interactions [J]. *Neuroimage*, 2002, 16(4): 1159–1164.
- [5] Duane T D, Behrendt T. Extrasensory Electroencephalographic Induction Between Identical Twins [J]. *Science*, 1965, 150(3694): 367.
- [6] Michel C M, Murray M M. Towards the utilization of EEG as a brain imaging tool [J]. *Neuroimage*, 2012, 61(2): 371–385.
- [7] King-Casas B, Tomlin D, Anen C, et al. Getting to know you: Reputation and trust in a two-person economic exchange [J]. *Science*, 2005, 308(5718): 78–83.
- [8] Babiloni F, Cincotti F, Mattia D, et al. P36.8 Hypermethods for EEG hyperscannings [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2006, 117(1): 180–181.
- [9] Stolk A, Noordzij M L, Verhagen L, et al. Cerebral coherence between communicators marks the emergence of meaning [J]. *P Natl Acad Sci USA*, 2014, 111(51): 18183–18188.
- [10] Schippers M B, Roebroeck A, Renken R, et al. Mapping the information flow from one brain to another during gestural communication [J]. *P Natl Acad Sci USA*, 2010, 107(20): 9388–9393.
- [11] Dumas G, Nadel J, Soussignan R, et al. Inter-Brain Synchronization during Social Interaction [J]. *Plos One*, 2010, 5(8):doi:10.1371/journal.pone.0012166.
- [12] Fallani F D, Nicosia V, Sinatra R, et al. Defecting or Not Defecting: How to "Read" Human Behavior during Cooperative Games by EEG Measurements [J]. *Plos One*, 2010, 5(12):doi:10.1371/journal.pone.0014187.
- [13] Sanger J, Muller V, Lindenberger U. Intra- and interbrain synchronization and network properties when playing guitar in duets [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2012, 6:doi:10.3389/fnhum.2012.00312.
- [14] Lindenberger U, Li S C, Gruber W, et al. Brains swinging in concert: cortical phase synchronization while playing guitar [J]. *Bmc Neurosci*, 2009, 10–22.
- [15] Konvalinka I, Vuust P, Roepstorff A, et al. Follow you, follow me: Continuous mutual prediction and adaptation in joint tapping [J]. *Q J Exp Psychol*, 2010, 63(11): 2220–2230.

- [16] Cui X, Bryant D M, Reiss A L. NIRS-based hyperscanning reveals increased interpersonal coherence in superior frontal cortex during cooperation [J]. *Neuroimage*, 2012, 59(3): 2430–2437.
- [17] Zhang D, Lin Y, Jing Y, et al. The Dynamics of Belief Updating in Human Cooperation: Findings from inter-brain ERP hyperscanning [J]. *Neuroimage*, 2019, 198: 1–12.
- [18] Babiloni F, Astolfi L. Social neuroscience and hyperscanning techniques: past, present and future [J]. *Neurosci Biobehav Rev*, 2014, 44: 76–93.
- [19] Funane T, Kiguchi M, Atsumori H, et al. Synchronous activity of two people's prefrontal cortices during a cooperative task measured by simultaneous near-infrared spectroscopy [J]. *J Biomed Opt*, 2011, 16(7): doi:10.1117/1.3602853.
- [20] 梁夏, 王金辉, 贺永. 人脑连接组研究:脑结构网络和脑功能网络 [J]. *科学通报*, 2010, 55(16): 1565–1183.
- [21] Jahng J, Kralik J D, Hwang D U, et al. Neural dynamics of two players when using nonverbal cues to gauge intentions to cooperate during the Prisoner's Dilemma Game [J]. *Neuroimage*, 2017, 157: 263–274.
- [22] Mu Y, Guo C Y, Han S H. Oxytocin enhances inter-brain synchrony during social coordination in male adults [J]. *Soc Cogn Affect Neur*, 2016, 11(12): 1882–1893.
- [23] Leong V, Byrne E, Clackson K, et al. Speaker gaze increases information coupling between infant and adult brains [J]. *P Natl Acad Sci USA*, 2017, 114(50): 13290–13295.
- [24] Astolfi L, Toppi J, Borghini G, et al. Cortical Activity and Functional Hyperconnectivity by Simultaneous EEG Recordings from Interacting Couples of Professional Pilots [J]. *Ieee Eng Med Bio*, 2012: 4752–4755.
- [25] Tognoli E, Lagarde J, Deguzman G C, et al. The phi complex as a neuromarker of human social coordination [J]. *P Natl Acad Sci USA*, 2007, 104(19): 8190–8195.
- [26] Cong F Y, Kalyakin I, Chang Z, et al. Analysis on subtracting projection of extracted independent components from EEG recordings [J]. *Biomed Tech*, 2011, 56(4): 223–234.
- [27] Cong FY, Kalyakin I, Ristaniemi T. Can back-projection fully resolve polarity indeterminacy of independent component analysis in study of event-related potential? [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2010, 6(4): 422–426.
- [28] Zhang G H, Ristaniemi T, Cong F Y. Objective Extraction of Evoked Event-Related Oscillation from Time-Frequency Representation of Event-Related Potentials [J]. *Neural Plast*, 2020: Article ID 8841354, 20 pages.
- [29] 龚栩, 黄宇霞, 王妍, et al. 中国面孔表情图片系统的修订 [J]. *中国心理卫生杂志*, 2011, 25(01): 40–46.

- [30] Liang X, Wang J, Yan C, et al. Different Correlation Metrics Reveal Different Topological Patterns in the Human Brain Functional Networks [J]. Neuroimage, 2009, 47.

## 修改记录

毕业论文重要修改记录：

### 第一次修改记录：

(1) 老师：摘要没有提将混合信号分解，提取出源信号，再进行脑连接分析的思路。写论文也要有这个思路才好。

学生：摘要已经修改。论文第一部分的主要研究内容、课题研究价值与创新，第三部分的主成分分析方法开头都修改了一下。

(2) 老师：为什么需要通过 PCA 进行分解？没有说得太清楚。时域 PCA 是盲分离一种方法，跟其他的算法，有啥区别？时域 PCA 的方法，源信号的假设条件是什么？是相关还是独立？

学生：已在 3.2 节时域主成分分析处修改。

### 第二次修改记录：

(1) 老师：中文论文中的图片中不能出现英文，有问题的图片都需要修改。另外，论文中出现的非自制图片都需要说明来源。

学生：图片中的英文标注均已改成中文，部分图片添加了来源。

(2) 老师：波形图和脑地形图，还有统计分析结果呈现的不好，按不同条件分开来画。幅值可以用柱状图表示。

学生：所有有问题的图片均已修改。

记录人（签字）： 沈飞洋

指导教师（签字）：

## 致 谢

不知不觉，毕设工作已经接近尾声。回顾自己的整个毕设过程，遇到过不少问题与挑战，从开始的实验设计，到正式实验时的操作，到后期数据的处理，一路上磕磕绊绊，有些甚至是零学起，但最终所有困难都被一一克服。但在这整个过程中，我积累了不少宝贵的知识和经验，这些都将对我往后的学习、工作都产生积极的影响。在此，对所有在毕设期间对我给予帮助的老师、同学和亲人们致以衷心的感谢。

首先要感谢我的导师丛丰裕教授。整个毕设期间，无论是在科研上还是在生活中，丛丰裕教授都十分关心我并给予了诸多帮助。从最初的选题，到最后的毕设答辩，每当我遇到无法解决的困难，只能向老师求助时，老师都会悉心指导并提出宝贵的建议。在毕设中后期，我的研究进度比预期的慢了一些，当时的我特别焦虑，最后在老师的不断指导下，我克服了焦虑，使得毕设工作得以继续进行。

感谢课题组里帮助我的师兄师姐，正是在这样一个团结进取，互帮互助的课题组里，我才慢慢被师兄师姐领到科研的门口，为我未来的研究生生涯奠定一个坚实的基础。尤其特别感谢张光辉师兄，无论我在什么时候联系您，您都愿意和我讨论沟通，在我遇到问题和困难的时候帮助我解决，聊天记录里都是一次又一次学习过程中的疑问和解答。还有付饶学姐、李莹学姐、宋立婷学姐、刘文雅学姐，在遇到一些小的问题时，学长学姐们总是热心地给予帮助。学长学姐们平时的工作也比较忙，有的还远在德国、芬兰留学，许多次都是在晚上抽出时间来解答我的疑惑，没有他们的热心解答，我不可能这么顺利地完成毕设。

然后要感谢我的同学昝昊和马壮，在毕设工作中，是他们的陪伴让我的毕设道路不再孤独，在无数个充满焦虑的日日夜夜，是他们的开导与鼓励让我更加坚定地走下去。

再者，要感谢学院的各位老师们，在本科期间无论是学习上，还是生活上，学院老师们都给予了许许多多的帮助，正是各位老师的无私帮助，让我的毕设顺利的进行下去。

最后要感谢我的爸爸、妈妈，是你们一直给予我鼓励和支持，无条件的给我提供物质生活，从小到大都一直支持我的人生规划和职业理想。无论多么大的艰难曲折，都不能磨灭我的意志，这或许是从你们那里遗传来的不放弃一丝希望的精神。我现在对很多事情都不尽了解，但绝对不会害怕，用微笑面对生活是我的态度。尽管现在我还没有足够的能力帮助家里分担，但是未来我一定会拼尽全力回报你们。

非常荣幸能够遇见各位老师与同学们，让我的本科生涯充满了温馨的回忆。