

申请上海交通大学硕士学位论文

视觉性别处理研究

学校：上海交通大学

院系：电子信息与电气工程学院

班级：B0903032

学号：1090339030

工程领域：计算机软件与理论

导师：吕宝粮（教授）

上海交通大学电子信息与电气工程学院
2011 年 12 月

**A Dissertation Submitted to Shanghai Jiao Tong University for the
Degree of Philosophy Doctor**

RESEARCH ON VISUAL GENDER PROCESSING

Author: Zhong-Lei, Gu

Specialty: Computer Application and Theory

Advisor: Prof. Bao-Liang, Lu

Shanghai Jiao Tong University

Shanghai, P.R.China

December 15, 2011

视觉性别处理研究

摘要

性别信息出现在人类生活的方方面面，随着社会的发展，这类信息也不仅仅局限在人脸、躯干及不同的身体部位，更是出现在种类繁多的物品，如衣服、鞋子，甚至在一些语言中，其自身的语言元素也具有性别信息。这些对于正常人而言，判断性别的准确性和快速性在无需训练的情况下是可以保证的。Bruce 和 Young 在经过一系列行为实验、日常观察以及临床实验，推断指出判断人脸性别的功能由单独的视觉直接处理单元进行判断。进一步来说，若存在所谓的“性别处理单元”，即在人脑中存在着独立的单元，对人脑所接收到的信息进行性别判断，则不仅仅是人脸性别处理，对于事物的性别判断的研究（如衣物、鞋子或语言元素）能够更进一步对该问题进行探讨。

另一方面 ERP (Event-Related Potential) 通常指从 EEG (Electroencephalography) 中分离出的与某种刺激相关联的信号。与 EEG 背景相比，ERP 通常非常微弱，并很难在单次刺激 (Single Trial) 中被观察到。为了寻找与认知事件相关的脑电位，通常对数据进行叠加平均，然而，此方法忽视了单次刺激与单次刺激间存在着如幅值、反应速度、空间分布等差异。

因此，针对以上两个问题，本文通过设计一系列涉及人脸性别和衣物性别的心理学实验，并进行 23 人次实验，使用 ERSP (Event-Related Spectrum Permutation) 和设计使用的 GRSEC (Gender Related Single-Trial EEG Classifier) 对实验数据进行

分析。结果表明，被试对于不同性别刺激的 EEG 存在显著差异，虽然人脸性别较衣物性别更为强烈，但两者存在明显的相似性；设计使用的 GRSEC 的分类精度稳定在 71.66% (f-measure 为 0.71)，表明其能够处理单次刺激的分类问题。

关键词：视觉性别处理，事件相关电位，神经机理，EEG，ERSP，GRSEC

Research on Visual Gender Processing

ABSTRACT

Gender information is quite important in our daily life. Human beings face different kinds of objects and people various from age, gender and race. When facing with each object, which is gender-discriminable, like face, hand, body, cloth, shoes, even some language character [40] [9], most of us could make the gender-decision quickly without few exceptions at early age of our life. In consideration of series of behavioral experiments, daily observation and clinical outcome, the influential Bruce and Young model [42] of face processing proposed that different facial aspects are handled by different specialist processing subsystem. The process of deciding whether a face is male or female (referred to in the literature as either sex decision or gender decision) was assigned to a component labeled 'directed visual processing'. Moreover, in all probability, there exists a gender-processing unit, which is in charge of all the tasks related to gender. Therefore, an experiment involved with objects, which contain explicit gender information like shoes and clothes, instead of facial gender could be investigated.

On the other aspect, an event-related potential (ERP), which is a measure of the brain's response to a sensory stimulus, is measured with EEG. The ERPs are very small in comparison with the ongoing EEG and are barely visible in an individual trial. Analysis of ERP relies on the identification of signals after averaging several presentations of the same stimulus patterns. However, this method ignores the fact that the response may vary widely across trials in amplitude, time course, and scalp distribution.

Thus, in this paper, with these two problems above, we applied ERSP (Event-Related Spectrum Permutation) method and designed method class GRSEC (Gender Related Single-Trial EEG Classifier) to our datasets. The results indicate that there exists significant difference between the response invoked by two kinds of stimuli, male and female. Although the facial gender's response is greater than the object's, the similarity between them is obvious; The designed GRSEC performs an average accuracy of 71.66% (f-measure=0.71), which proved that it can handle the single-trial classification problem.

Keywords: Visual Gender Processing, Event-Related Potential, Neuro-processing mechanism, EEG, ERSP, GRSEC

上海交通大学

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权上海交通大学可以将本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和汇编本学位论文。

保密☐，在年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密☐.

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月

日

目 录

摘要	1
ABSTRACT	3
第一章绪论	9
1.1 研究背景	9
1.2 研究现状	10
1.3 结构安排	12
第二章研究方法	13
2.1 实验设计	13
2.1.1 刺激设计	13
2.1.2 刺激编排	14
2.1.3 被试	15
2.1.4 实验过程	16
2.1.5 实验设计目的	16
2.1.6 实验数据记录	17
2.1.7 被试情况	18
2.2 数据分析方法	18
2.2.1 伪迹去除方法	18
2.2.2 独立成分分析	19
2.2.3 基于 SVM 的分类方法	19
2.2.4 基于图模型的优化方法	19
2.2.5 ERSP (Event-Related Spectrum Permutation) 分析方法	20
2.2.6 数据离散化	20
2.2.7 GRSEC 分类器	21
2.2.8 分类器评价指标	24
第三章实验结果	27
3.1 ERSP 分析方法结果	27
3.1.1 针对原始数据进行分析	27
3.1.2 针对 ICA 分量进行分析	32
3.2 各分类器针对实验数据的比较	34
3.2.1 基于 SVM 分类器的实验结果	34
3.2.2 基于图模型方法的实验结果	38
3.2.3 GRSEC 的实验结果	39
3.3 确定 GRSEC 细节的实验结果	43
第四章结果讨论	49
4.1 脸部性别处理机理	49
4.1.1 能量高低因人而异	49
4.1.2 ERP 确实存在	49
4.1.3 被试间关键电极存在差异	50
4.2 视觉性别处理机理	50
4.2.1 非面部刺激诱发 ERP	50
4.2.2 存在性别处理 ICA 分量	50
4.2.3 分类精度不高	51

4.2.4 存在性别处理单元 51

4.3 EEG 分析的算法.....51

第五章总结与展望.....53

5.1 总结.....53

5.1.1 面部性别处理..... 53

5.1.2 非面部性别处理 53

5.1.3 GRSEC 分类器..... 53

5.2 展望.....53

5.2.1 刺激时间的调整 54

5.2.2 屏幕位置的调整 54

5.2.3 刺激素材的采集 55

参考文献.....56

致谢61

攻读硕士学位期间已发表或录用的论文62

第一章绪论

1.1 研究背景

性别信息出现在人类生活的方方面面，随着社会的发展，这类信息也不仅仅局限在人脸、躯干及不同的身体部位，更是出现在种类繁多的物品，如衣服、鞋子，甚至在一些语言中，其自身的语言元素[9][40]也具有性别信息。这些对于正常人而言，判断性别的准确性和快速性在无需训练的情况下是可以保证的。

视觉失认症患者的症状为人脑对性别处理的机理提供了一些线索。患有视觉失认症的患者大部分都是由于脑损伤造成的，尽管其有能力根据人脸认出身份信息，但却无法不通过语义的信息来辨别其性别或种族[16][18][19]。

Bruce 和 Young 在经过一系列行为实验、日常观察以及临床实验，提出了具有影响力的人脸信息处理模型[42]，该模型认为，人脸的各个方面都将通过不同的独立单元进行处理，在人脑信息处理初期的感知编码(Perceptual Encoding)阶段之后，这些信息被分别提交给各个子系统，如人脸识别单元(Face Recognition Units)，表情识别单元(Expression Analysis)，脸部语言相关活动(Facial Speech Analysis)等等。在此之中，判断人脸是男性或女性的功能将由视觉直接处理单元(Direct Visual Processing)进行判断。

另一方面，在模式识别领域，问题的处理通常被分为两个阶段，特征提取阶段(Feature Extraction Phase)和模式分类阶段(Pattern Classification Phase)。在解决人脸识别问题和人脸性别识别问题时，所采用的方法没有本质上的区别，即均要通过上述两个阶段。然而，通过对视觉失认症患者的研究，以及人脸信息处理速度的研究[55][56]，人脸识别与性别识别存在着明显的不同。

另外，若存在所谓的“性别处理单元”，即在人脑中存在着独立的单元，对人脑所接收到的信息进行性别判断，则不仅仅是人脸性别处理，对于事物的性别判断的研究（如衣物、鞋子或语言元素）能够更进一步对该问题进行探讨。

因此, 本文将针对人脑对视觉性别处理的问题, 通过设计一系列心理学实验, 并利用 EEG (Electrotopograph) 采集被试在实验中的脑电反应, 进行深入的研究, 得出结论。

在心理学领域的 EEG 研究中, 通过给予被试刺激, 如看图、听音等有助于激发被试相关认知能力的事件, 采集被试在刺激后所诱发的脑电信号。为了寻找与认知事件相关的脑电位, 通常对数据进行叠加平均, 依据统计规律, ERP 在每次刺激中以较大的概率出现, 而噪音则相反, 因此这种方法有效得提高信号的信噪比。然而, 此方法忽视了单次刺激与单次刺激间存在着如幅值、反应速度、空间分布等差异[39], 这些差异在叠加平均的过程中随着噪声一同被滤去。造成这些差异的原因可能在于被试的精神状态、对下一次刺激的预期以及实验设计本身等因素。因此, 能够对单次刺激进行 ERP 分析成为 EEG 领域发展的关键问题。单次刺激分析, 是与叠加平均相对的概念, 即是对被试刺激后的脑电信号直接进行处理, 不经过叠加平均来提高数据的信噪比。众所周知, 脑电由于信号采集时受过多环境及采集技术的影响, 对于信噪比的估计仅为 0.5, 这就给单次刺激 ERP 分析带来了难题。以一个简单例子来说, 对于一个 oddball 实验, 可以利用机器学习领域的工具, 对数据构造一个分类器, 从而判断实验事件是否成功诱发出被试的事件相关脑电。但事实上, 由于数据本身存在着大量的噪声, 使得一方面分类精度普遍不高, 并且对于分类器的分类依据缺乏有说服力的解释。另一方面, 单次刺激的研究有利于脑机接口领域的发展。其中以运动想象最具有代表性。这类应用需要有效的应用这些信噪比并不高的数据, 来准确判断被试的意愿。

因此, 针对这个问题, 本文将尝试一系列现有的方法对实验数据进行分类, 并比较其结果, 在此基础上, 设计构造 GRSEC (Gender-Related Single-Trial EEG Classifier) 对实验数据进行分析, 并比较其与现有分类器的性能。

1.2 研究现状

对于性别处理的研究, 通常考虑人对于人脸性别[11][51]或语言元素[33][36]的刺激的反应。神经生理学的研究表明, 在人脑识别人脸和其他物体的过程中, 会有功能性的和解剖学上的差异。在猕猴的脑颞皮层中, 尤其是颞

下回皮层和颞上沟所发现的与人脸识别相关的细胞群(Face-specific cells), 对人脸刺激会出现异于其他物体刺激的较强反应[15]。基于人类病人的 fMRI 的记录结果, Kanwisher[30]提出了一块梭状回区域在呈现出脸部刺激是会被激活, 而在建筑, 搅乱的脸部和手部刺激时没有反应。

在对东西方面孔识别的研究中发现, 西方面孔产生的差异波较东方面孔的小为异族面孔在识别上容易混淆提供了电生理证据, 而且也为异族效应理论中的种族特征没有包含在面孔外部特征上提供了电生理证据。

Yonland[51]最近的研究结果表明, N170 与性别信息处理没有联系; 对手部与脸部的判断时, 在 45-85ms 处波形有明显差异, 对脸在 145-185ms 也有差异, 该结果在之后被进一步验证[47][52][53]。

另外, 也有针对面孔的性别信息的研究[49]发现, 早达 40ms 或 60ms 的电活动对性别加工的反应虽未达到显著性, 但也可以推测为早期快捷加工的粗分类。发生于刺激后 140 - 260ms 的枕后及额前较大区域的电活动改变提示了这一阶段从枕后皮质到额叶皮质对面孔中所包含的性别信息加工的广泛参与。

对于单次刺激 EEG 分析(Single Trial Analysis), 其发展受限于当今信号采集与处理技术。传统的 ERP 研究中, 在手工去除被干扰严重的信号后, 会使用叠加平均的方法来有效的提高信噪比。与此同时, 可能蕴含事件相关的信号不可避免的被忽略了。1967 年, Woody 第一次提出了单次刺激 EEG 分析[12]。

基于 ICA 分析(Independent Component Analysis)的空间滤波器[39]在处理该问题时表现的非常有效, 其将原始采集的数据分解成伪迹信号、刺激相关信号、反馈相关信号和非事件相关背景信号, 并配合使用一个可视化工具, ERP Image。但值得注意的时, 没有任何标准可以确定在一类信号中, 不存在其余的信号, 如针对伪迹信号, 无法确定其中是否包含事件相关信号。其它空间滤波器[7]通常将原始信号投影至另一个更能区分的空间, 其中具有代表意义的是 CSP 方法(Common Spatial Pattern), 这个方法被应用于 BCI(Brain Computer Interface)系统中[6][23], 能够有效的处理运动想象控制; 而其缺点也很明显, CSP 方法并不是一个源定位算法, 它只是针对两类数据分类时的一种优化, 即其投影变换后的空间保证正类数据的方差最大, 同时负类数据的方差最小。

近几年, 一些创新的方法为这个问题提供了一些解决的新思路。基于图模型[4]的方法首先使用流型分析对各次刺激的数据进行重新排序, 它所基于的假

设在于，在流型上距离较近的点，其采集时被试所处的状态更加接近；之后基于一些假设的前提下，将寻找事件相关电位的问题转化成一个最优化问题，并使用网络流的方法进行求解，这里所基于的假设主要为两个：1. 在流型上相邻的单次刺激的事件相关电位的偏差尽可能的小；2. 选择的事件相关电位的绝对幅值应当尽可能的大。

1.3 结构安排

本论文分为四章，各章的安排如下：

第一章：介绍本文的研究背景、研究意义和国内外关于该研究的进展；

第二章：对文章的研究方法进行介绍，包括实验设计和方法介绍；

第三章：对研究的结果进行叙述；

第四章：对研究的结果进行讨论；

第五章：对研究的内容进行总结，并给出下一步计划。

第二章研究方法

2.1 实验设计

2.1.1 刺激设计

所有刺激均可明显区别人物或服饰的性别，且无重复图片。刺激图片在黑色背景中央显示，刺激的视觉角度为 6.9° ，如图 2-1 所示。



图 2-1 实验刺激试例，(1)与(2)为实验一与实验二刺激图片，(3)与(4)为实验三、实验四及实验五刺激图片，(5)与(6)为实验七与实验八刺激图片，(7)~(10)为实验六与实验九刺激图片

Fig.2-1 Excerpt of a sequence of stimuli. (1), (2): University students. (3), (4): Company employee. (5), (6): Faces from Internet. (7), (8): Clothing. (9), (10) Shoes.

(1) 刺激持续时间(duration)

ERP 实验中刺激时间需要保持一致，并考虑刺激产生的诱发电位的出现时间以及刺激消失产生的“撤反应”是否会影响晚期成分的记录。在本实验中，根据视觉系统处理人脸信息的速度，每张图片的刺激持续时间为 300ms。

(2) 刺激间隔(SOA 或 ISI2)

刺激间隔的设计以被试完成作业任务为宜，我们考察和统计了平均分辨性别(按键延迟)的时间，刺激间隔为 1100ms—1400ms 之间的随机排列，以防止相同间隔导致的规律化反应。

(3) 刺激序列的随机性

根据研究表明，P300（即刺激产生后 300ms 左右正向的峰值）在规则序列靶刺激诱发成分比随机序列的靶的幅值显著减少。为了避免刺激序列的内部结构（即刺激编排模式）对 P300 的生成显著的影响，刺激序列进行了随机排列。同时为了更好的引导被试对不同性别的分辨，防止靶刺激过度集中，刺激序列在随机排列的基础上人为调整了靶刺激在非靶刺激中的均匀分布。

(4) 刺激概率

每个实验靶刺激与非靶刺激的比例为 80%和 20%。

(5) 休息时间

在实验后，通过询问被试对于实验的情况，普遍反映整个实验过程中，视觉相当疲劳；而且由于实验任务相对枯燥，需要被试长时间的集中注意力，无论视觉疲劳，还是肌肉疲劳，都会对 EEG 记录时产生不良的影响，因此在实验中，设计 50 个刺激后有 15 秒的休息时间。

2.1.2 刺激编排

(1) 实验一至实验五

刺激采用真实人脸的证件照片，均为 430 * 650 的彩色图片。真实人脸证件照片总共 480 张(其中男女性各 240 张)，根据异族论效应理并考虑被试种族，刺激图片全部为亚裔。

来自学校某年级学生 280 张用于实验一到三，来自实验室数据库 200 张，用于实验四和五。

其中实验一与实验二为无性别差异任务，也即同一组实验中出现的面部刺激为同一性别。

实验三(80 张人脸)为附带性别区分任务，也即实验中男女性人脸各 40 附随机出现，不要求被试分辨。

(2) 实验六与实验九

刺激采用同一的男女服饰和鞋子图片，均为 500 * 500 的彩色图片，物品在纯白底色的中央显示。

实验六共 100 张图片，其中男女性服装各 40 张，男女性鞋子各 10 张作为靶刺激，图片均选取有代表性可以区分性别的服饰。

实验九共 100 张图片，女性服装 80 张作为非靶刺激，男性服装 20 张作为靶刺激。

(3) 实验七与实验八

刺激采用真实生活照 200 张，均为 430 * 650 的彩色图片。素材来源于网络数据库，保持人脸占图片大小的 50%以上，双眼位置相近，图片背景尽量色浅且单一，以排除除人脸特征以外其他因素对实验的影响。

实验七与实验八为有意识的性别区分任务，每组实验 100 张图片中，由不同性别组成靶刺激与非靶刺激。实验七中 80 张男性图片作为非靶刺激，随机穿插着 20 张女性人脸图片的靶刺激。实验八则相反。

2.1.3 被试

总共进行了二十三人次的实验，其中 12 名男性被试，11 名女性被试。

2.1.4 实验过程

实验是一个连续的过程，中间由主试负责数据记录和实验间的技术操作。刺激总长约为 40 分钟。

实验前有一个训练过程，不记录 EEG 数据，为了让被试适应实验中刺激出现的速度，使被试适应单张人脸照片的 300ms 的刺激时间，并做出按键判断。

表 2-1 实验设计

实验	任务种类	非靶刺激	靶刺激
1	无性别任务	男性带眼镜 (80)	男性不带眼镜 (20)
2	无性别任务	女性不带眼镜 (80)	女性带眼镜 (20)
3	无意识性别任务	男性证件照 (40)	女性证件照 (40)
4	有意识性别任务 (男)	女性证件照 (80)	男性证件照 (20)
5	有意识性别任务 (女)	男性证件照 (80)	女性证件照 (20)
6	无意识性别任务	服装:女性(40)男性(40)	鞋子:女性(10)男性(10)
7	有意识性别任务 (男)	女性生活照 (80)	男性生活照 (20)
8	有意识性别任务 (女)	男性生活照 (80)	女性生活照 (20)
9	有意识性别任务	女性服装 (80)	男性服装 (20)

过程中包括 9 个实验，每个实验开始有 15 秒的实验指导，告知被试实验内容与实验中被试需要完成的任务。接下来每个实验包括 100 个刺激（实验三为 80 个），当刺激过半时将有 15 秒的休息时间。

实验中，除了实验三作为无附带性别区分任务不需要按键，其余均需要对靶刺激进行按键。

2.1.5 实验设计目的

实验设计总共分为九个实验，分别考察在有无性别任务下，对不同性别人脸及服饰的脑电反应。

1. 实验一与实验二为无性别区分任务对照组，刺激元素为单张证件照的人脸图片，靶刺激为是否带眼镜。用于比对在无性别区分任务时，脑电在男女性不同实验组间的差异性。

2. 实验三为无意识的性别区分任务，相同数量的男女性证件照人脸图片作为刺激，被试不需要按键。用于考察被试在无意识中区分性别时的脑电反应。

3. 实验四与实验五作为有意识的性别区分任务对照组，刺激元素同为证件照的人脸图片，靶刺激为少数性别的人脸。考察单一背景和同一形式的证件照片，在人脸性别识别中脑电是否有差异。

4. 实验七与实验八作为有意识的性别区分任务对照组，刺激元素同为生活照的人脸图片，靶刺激为少数性别的人脸。类似与实验四与五，考察在略微复杂，包含背景，表情，动作等其他信息时，对人脸性别识别的影响

5. 实验六为对照组，通过无意识性别区分的服饰(衣服与鞋子)的脑电信息，其中靶刺激为鞋子。

6. 实验九为对照组，试图研究脑电在人脸识别外，对不同性别的衣服是否也具有分辨能力。以上九个实验的整体目的是通过实验观察男性刺激与女性刺激所诱发的 ERP 波形是否存在稳定差异，是否可通过分类器加以区分。

2.1.6 实验数据记录

EEG 的采样率为 1kHz，66 个电极（64 个 EEG 数据电极、2 个 EOG 数据电极），放大器 $\pm 200\text{mV}$ ，精度 29:80nV/LSB，低通滤波频率为 100Hz，高通滤波频率为 0.1Hz，以顶骨中央作为参考点，眼电通过左眼上下电极记录水平眼电信号，两眼外侧电极记录垂直眼电信号。EEG 记录后数据为 NeuroScan CNT 脑电波形数据，进行 DC 偏移校正后；使用 ICA 变换成 64 个独立分量，并手动去除眼电分量。ERP 平均波形总长为 600ms，包含刺激前 100ms。统一进行进行基线矫正。

2.1.7 被试情况

共完成 23 人次的实验，其中 12 人次男性被试（9 名被试、3 名完成两次实验），11 人次女性被试（7 名被试，4 名完成两次实验）。

表 2-2 实验被试进行情况

被试	性别	编号	被试	性别	编号
被试 1	女	F1, 1	被试 2	男	M1, 1
被试 3	女	F2, 1	被试 4	男	M2, 1
被试 5	男	M3, 1	被试 6	男	M2, 2
被试 7	男	M3, 2	被试 8	男	M4, 1
被试 9	女	F3, 1	被试 10	男	M4, 2
被试 11	女	F3, 2	被试 12	男	M5, 1
被试 13	男	M6, 1	被试 14	男	M7, 1
被试 15	男	M8, 1	被试 16	男	M9, 1
被试 17	女	F4, 1	被试 18	女	F4, 2
被试 19	女	F5, 1	被试 20	女	F5, 2
被试 21	女	F6, 1	被试 22	女	F6, 2
被试 23	女	F7, 1			

2.2 数据分析方法

2.2.1 伪迹去除方法

每次试验的时序波形和功率谱（刺激后从- 100ms 到 499ms 那一段的 EEG）均通过目测检查。手动去除被肌电 (EMG) 或眼电 (EOG) 严重干扰的实验数据。错误或异常电极在实验和数据分析的过程中被移除，这些电极和正常数据电极相比，具有更大的绝对幅值和更高的能量。

2.2.2 独立成分分析

独立成分分析（ICA）是盲源分离的一种方法，它适用并被广泛用于 EEG 的分解中。ICA 通过最大化评估成分的统计独立性来重建混合的信号。特别的，当 x_i 是采集到的信号， s_i 是独立源， $i = 1..n$ ， n 是电极的数量，称为混合权值矩阵 A 。对每个 x_i ， $x_i = a_{i,1}s_1 + \dots + a_{i,k}s_k + \dots + a_{i,n}s_n$ 。现在，ICA 在保证互信息最小化或非高斯性最大化的前提下，寻找 A 的最优解。

2.2.3 基于 SVM 的分类方法

在使用 SVM 进行分类时，其过程主要分为两个步骤：1. 确定提取特征的方法；2. 对训练集提取特征后，使用某个特定核的 SVM 分类器，进行 N 折交叉验证，得到最优的模型。因此，在对于单次刺激的脑电分析中，主要需要确定的是提取特征方法。其中很多特征都已经被使用过，如时域信号的幅值[29]、功率谱密度[25][35]、时间频率特征[41]和 CSP 特征[10]等。

本文选择时域信号的幅值、功率谱密度、CSP 特征这三种方法将原始数据向量化，并挑选 6 名被试的实验结果来说明分类方法间的优缺点。

2.2.4 基于图模型的优化方法

作为一种特殊的方法，基于图模型的优化方法将寻找众多单次刺激中每次刺激都出现的 ERP 问题转化为一个最优化问题，其最优化方程如公式 2-1 所示：

$$\begin{cases} (l_i)_{i=1,\dots,N}^* = \underset{(l_i)_{i=1,\dots,N}^*}{\operatorname{argmin}} E(l_i) \\ E(l_i) = \sum_{i=1}^N D_i(l_i) + \alpha \sum_{i=1}^{N-1} V_i(l_i, l_{i+1}) \end{cases}$$

其中 $D_i(l_i)$ 表示 l_i 的幅值与最大幅值之间的差， $V_i(l_i, l_{i+1})$ 表示相邻两个单次刺激所找到的 ERP 位置的距离。这个想法的依据在于，在使用流型对所有单次刺激进行重新排序之后，每个单次刺激的 ERP 位置应当有尽可能大的幅值，且相邻的单次刺激的 ERP 位置应当尽可能的接近。

2.2.5 ERSP (Event-Related Spectrum Permutation)分析方法

ERSP 是一种研究刺激诱发的 EEG 功率谱的方法。它能够发现不能从 ERP 分析中观察到的事件相关脑电特征[54]。我们不仅针对单个被试在一次实验的数据，还包括对于单个被试所有实验的同性别数据使用 ERSP 进行分析。

在进行 ERSP 分析的同时，ITC(Inter-trial coherence)作为一个附带参数也一起会被计算出来。位于特定时间点、特定频带的具有统计显著性的 ITC，能够说明在所有的样本中，在这个时间点和频带上，各个样本之间存在着显著性的相似。

2.2.6 数据离散化

通常 EEG 是连续数据，在进行分析之前有必要对其进行离散化。本文将尝试三种不同的离散化方法，很难从理论上分析三者的优与缺。从实验结果观察，三者的结果也各有长处。我们记 c 号电极的第 k 个单次刺激为 $x_c^{(k)}$ 。

(1) 针对幅值进行离散化

对每个单次刺激， $x_c^{(k)}$ ， $\forall x \in \{x_c^{(k)}\}$ ，代表每个时间点的幅值。记 Q_1 ， Q_2 和 Q_3 分别为 $\{x_c^{(k)}\}$ 的 1/4 分位数、1/2 分位数及 3/4 分位数，根据这三个分位数可以将原始的 EEG 转化为以下离散的数据：

$$x_c^{(k)'} = \begin{cases} -2 & Q_1 \leq x_c^{(k)}, & \text{强烈负幅值} \\ -1 & Q_1 < x_c^{(k)} \leq Q_2, & \text{轻微负幅值} \\ 1 & Q_2 < x_c^{(k)} \leq Q_3, & \text{轻微正幅值} \\ 2 & Q_3 < x_c^{(k)}, & \text{强烈正幅值} \end{cases}$$

(2) 针对趋势进行离散化

对每个单次刺激， $x_c^{(k)}$ ，计算其一阶差分：

$$\Delta x_c^{(k)} = x_c^{(k)}(t_i) - x_c^{(k)}(t_{i-1}), t \in \{2, 3, \dots, t\}$$

$\forall x \in \{\Delta x_c^{(k)}\}$ 表示每个时间点的幅值。记 Q_1 , Q_2 和 Q_3 分别为 $\{\Delta x_c^{(k)}\}$ 的 1/4 分位数、1/2 分位数及 3/4 分位数, 根据这三个分位数可以将原始的 EEG 转化为以下离散的数据:

$$x_c^{(k)}, = \begin{cases} -2 & Q_1 \leq \Delta x_c^{(k)}, & \text{强烈减少} \\ -1 & Q_1 < \Delta x_c^{(k)} \leq Q_2, & \text{轻微减少} \\ 1 & Q_2 < \Delta x_c^{(k)} \leq Q_3, & \text{轻微增长} \\ 2 & Q_3 < \Delta x_c^{(k)}, & \text{强烈增长} \end{cases}$$

(3) 考虑方差对幅值进行离散化

前两种方法将原始的 EEG 根据其幅值或变化趋势分成四部分, 但这种方法会将一个负幅值标记为 1, 因为其值在平均值以上。因此, 考虑到这一点, 我们将 0 附近的一段区域标记为 0, 这个区间由下式决定:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_i x_i^2}{n}$$

其表示了 0 附近的样本密度。

2.2.7 GRSEC 分类器

GRSEC 是提取数据集的分类特征的一个简单有效的方法。给定 N 个单独刺激的数据, $X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(N)}$, 每个 $X^{(i)} \in \mathbb{R}^{m \cdot t}$, 每个刺激数据使用前文提到的数据离散化方法, m 是总的电极的个数, t 是总的时间长度。我们设试验 k 中在电极 c 和时间点 t 的电位幅值为 $x_c^{(k)}(t)$ 。考虑一个电极子集 $C = c_1, c_2, \dots, c_m$ 我们定义 $x_C(t) = \{x_{c_1}(t), x_{c_2}(t), \dots, x_{c_m}(t)\}$ 作为电极子集在时间点 t 的电位幅值向量。通过连接所有时间点 t_1, t_2, \dots, t_τ 的向量, 我们定义了 $X(C) = \{x_C(t_1), x_C(t_2), \dots, x_C(t_\tau)\}$ 。

每个 $x_c^{(k)}$ 是一个时间序列数据, 长度为 t 。 $x_c^{(k)} = \langle a_{c1}^{(k)}, a_{c2}^{(k)}, \dots, a_{ct}^{(k)} \rangle$, $a_{ci}^{(k)} \in \Theta, i = 1, \dots, t$, Θ 是在离散化过程获得的残差字母的集合。

通过对序列滑动一个宽度为 ω 的窗口, $x_c^{(k)}$, 序列可以被转成 $t - \omega + 1$ 个子数据, $x_{c1}^{(k)}, x_{c2}^{(k)}, \dots, x_{c(t-\omega+1)}^{(k)}$, $x_{c1}^{(k)} = \langle a_{c1}^{(k)}, a_{c2}^{(k)}, \dots, a_{c\omega}^{(k)} \rangle$,

$\mathbf{x}_{c2}^{(k)} = \langle a_{c2}^{(k)}, a_{c3}^{(k)}, \dots, a_{c(\omega+1)}^{(k)} \rangle, \dots, \mathbf{x}_{c(t-\omega+1)}^{(k)} = \langle a_{c(t-\omega+1)}^{(k)}, a_{c(t-\omega+2)}^{(k)}, \dots, a_{ct}^{(k)} \rangle$, 每个有同样的长度 ω 。

在把每个序列转化成一系列子数据后, GRSEC 将进行一个三步的特征提取过程。在第一步, GRSEC 确定残差是否对分类有用, 这通过残差和一个特殊类标记之间的模式是否有趣(在训练集中)来决定。如果有用, 在第二步, 每个发现的模式的重量会被决定。最后在第三步, 这些模式将被用于对原先不在数据集中的序列(在测试集中)进行分类。

GRSEC 的有效性将通过一般的统计方法进行了评估(如 2.2.8 所示)。此外, GRSEC 发现的模式在神经科学上的重要性也会被详细分析。

第一步: 从数据中提取“有趣”特征

这一步中, GRSEC 将要检测残差与每个类之间是否存在统计显著性, 以此为依据来找到有趣的特征。

记 obs_{pk} 为测试集中观察到属于类 C_p 并且其残差为 a_j^k 的样本的总数, 其中 C_m 是对男性, C_f 是对女性, $a_j^k \in \Theta$, $j = 1, \dots, \omega$, $k = 1, \dots, K$, $K \leq \|\Theta\|$, K 是对所有单次刺激数据在位置 j 的不同幅值的数量。

我们假设 C_p 与在这个类中的子数据是否有特征值 $a_j^{(k)}$ 无关, 并定义训练集中子数据属于类 C_p 的期望总数为:

$$\text{exp}_{pk} = \frac{\text{obs}_{p+} \text{obs}_{+k}}{N'}$$

其中 $\text{obs}_{p+} = \sum_k \text{obs}_{pk}$, $\text{obs}_{+k} = \sum_p \text{obs}_{pk}$, $N' = (t - \omega + 1) \times N$ 是对所有 N 次数据滑动宽度 ω 的窗口获得的子数据的总数。如果 obs_{pk} 和 exp_{pk} 有显著不同, 即存在统计显著性, 那么认为该特征为“有趣”, 即可以用于分类器中。

为了确定这一点, 标准化残差被用于量化这个差异, 如下:

$$z_{pk} = \frac{\text{obs}_{pk} - \text{exp}_{pk}}{\sqrt{\text{exp}_{pk}}}$$

该统计量只有当 z_{pk} 的渐进方差接近于 1 时才被认为具有正态分布, 上述标准化残差必须通过根据它的方差进行校正, 以确定得到一个更精确的分析。因此, 我们定义校正残差为新的测试统计量:

$$d_{pk} = \frac{(\text{obs}_{pk} - \text{exp}_{pk})/\sqrt{\text{exp}_{pk}}}{\sqrt{v_{pk}}}$$

最大似然估计 v_{pk} ， z_{pk} 的近似方差由 Haberman[37]定义如下：

$$v_{pk} = (1 - \frac{\text{obs}_{p+}}{N'})(1 - \frac{\text{obs}_{+k}}{N'})$$

在 d_{pk} 的公式中的统计量有一个近似标准正态分布[26][27]，我们可以在一个 95%的置信区间里，决定位置 j 的残差 $a_j^{(k)}$ 是否和 C_p 有关。如果有关，余数 $a_j^{(k)}$ 对决定一个子序列是否应该被归类到 C_p 是有用的，并且 $a_j^{(k)}$ 和 C_p 的关联是统计上显著的，该种关联认为是一个有趣的模式。

为了描述第一步残差的步骤，我们定义了一个“有趣的”一阶关联模式，它是在一个单个残差和一个类标记中的一个统计显著的关联。基于一个一阶模式，GRSEC 决定是否存在“有趣”的二阶关联模式，包含了两个余数和一类标记间的关联模式。为了完成这一点，对在位置 j 和 r 的两个残差 $a_j^{(k)}$ and $a_r^{(k)}$ ，以及类标记 C_p 进行测试，通过加入残差来形成 $a_\phi^{(k)}$ 看看它们是否统计显著的， $\phi = j \cup \gamma$ ， $j, \gamma \in \{1, \dots, \omega\}$ 。需注意， $a_j^{(k)}$ 和 $a_\gamma^{(k)}$ 被选中来形成 $a_\phi^{(k)}$ 当且仅当一阶关联模式， $a_j^{(k)}$ 和 C_p ， $a_\gamma^{(k)}$ 和 C_p 事有趣的。（也就是说，关联是统计显著的）。类似的，GRSEC 确定是否有有趣的三阶模式包含三个残差和一个标记类之间的关联，当所有二阶模式的组合是有趣的。总而言之，GRSEC 测试一个 n 阶的模式是否有趣，当所有 $n-1$ 阶模式都是有趣时。通过用这一技术搜索高阶模式，GRSEC 可以有效的避免对所有可能的残差组合进行耗时的评估。

第二步：确定关联模式的权值

如果 $a_\phi^{(k)}$ 和 C_p 之间的相关是有趣的， $a_\phi^{(k)}$ 可以被用来构建以 C_p 为特征的模式。这样的模式不完全是确定性的，这种不确定下可以通过如下的方法来定义：如果一个子数据以 $a_\phi^{(k)}$ 为特征，则它具有确定性 $W(\text{类} = C_p / \text{类} \neq C_p | a_\phi^{(k)})$ ，子数据属于 C_p 和 W ，被称为证据衡量(Evidence Measuring)的权值[45][13]，它通过互信息熵 $I(C_p; a_\phi^{(k)})$ 来定义，如下所示：

$$W(\text{class} = C_p / \text{class} \neq C_p | a_\phi^{(k)}) = I(C_p; a_\phi^{(k)}) - I(\neq C_p; a_\phi^{(k)}),$$

$$\text{其中} \quad I(C_p: a_\phi^{(k)}) = \log\left(\frac{P(C_p | a_\phi^{(k)})}{P(C_p)}\right)$$

W 衡量了正负证据的数量，它由 $a_\phi^{(k)}$ 提供，支持或拒绝一个子数据被归类到 C_p 中。

第三步：使用之前发现的模式对刺激数据进行分类

为了确定一个单次刺激数据属于哪一个类别，如 $X^{(k)}$ ，我们需要在其中确定所有对分类有用的残差。根据所有上述发现的模式，GRSEC 通过对数据进行统计，检验其是否符合之前两步所发现的模式。如果符合，我们认为该单次刺激数据属于类别 C_p 。我们定义 $\text{label}(\text{class})$ 作为量化的性别变量，-1 表示男性，1 表示女性，如(10)中所述。最后的结果由(11)计算：

$$\text{label}(\text{class}) = \begin{cases} 1, & \text{male stimuli} \\ -1, & \text{female stimuli} \end{cases}$$

$$R = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{p_n} \text{label}(C_k) \times W\left(\text{class} = \frac{C_k}{\text{class}} \neq C_k \middle| a_\phi^{(k)}\right)\right)$$

其中，

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} -1, & x \leq 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases}$$

2.2.8 分类器评价指标

为了评估各个分类器对数据集的有效性，本文将不仅仅使用分类精度来衡量分类器的优劣，还将使用 F 度量(F-measure) [8]来评估分类器的性能。这一客观衡量手段结合了分类结果中的召回率(Recall)和精度(Accuracy)的想法 [20]。在已知正确的数据分类，F 度量会对算法是否可以正确地对数据进行分类给出客观的评价。

对于每个标记为 C_q 类，其 F-measure 可以通过如下定义：

$$F(C_p, C_q) = \frac{2\text{Recall}(C_p, C_q)\text{Precision}(C_p, C_q)}{\text{Recall}(C_p, C_q) + \text{Precision}(C_p, C_q)}$$

其中,

$$\text{Recall}(C_p, C_q) = \frac{\text{count}_{C_p C_q}}{\text{count}_{C_p}}$$

$$\text{Precision}(C_p, C_q) = \frac{\text{count}_{C_p C_q}}{\text{count}_{C_q}}$$

$\text{count}_{C_p C_q}$ 是那些带有已知标号 C_p 而被分类到 C_q 中的序列数。 count_{C_p} 是已知标号为 C_p 的序列数, count_{C_q} 是被分类在 C_q 中的序列数。 $\text{Recall}(C_p, C_q)$ 反应了已知类标号的序列被正确分类的水平, $\text{Precision}(C_p, C_q)$ 反应了已分类序列被分配到正确(已知)类中的水平。F-measure 在 $[0, 1]$ 间隔中, 数值越大, 分类质量越高。在我们的实验中, F-measure 基于一个 5 折交叉验证方法[24]计算。

第三章实验结果

3.1 ERSP 分析方法结果

我们将数据划分成不同集合，继而使用 ERSP 分析方法对数据进行分析。一方面，我们将对实验的原始数据进行分析；另一方面，我们会对原始数据进行 ICA 处理，针对分解得到的 ICA 分量进行 ERSP 分析。下文中所提到的 ERSP 分析的统计显著性为 0.01 (bootstrapping significance < 0.01)。

3.1.1 针对原始数据进行分析

(1) 面部性别

分析结果如图 3-1 所示，从图中可以注意到两个有趣的现象：1. 在刺激后 100ms 附近的所有频带，女性图片刺激所诱发的能量较男性图片刺激所诱发的更大。另一个有显著性差异的时间区间为 150ms 附近的 β 频段(13-24Hz)。2. ITC 的峰值可以在 100ms 与 170ms 两个时间点观察到，这说明对于同一类刺激，在这两个时间点有很大的相似处，即可以间接的认为这两个时间点存在 ERP。而在 50ms 附近，男性刺激所诱发的数据较女性刺激表现出更多的相似性。相反的，200ms 以后，女性刺激表现出更多的相似性。这种现象不仅出现在无性别任务中，还出现在有意识任务中，可以认为，这些存在统计显著性的时间与频带，与面部性别处理有关。

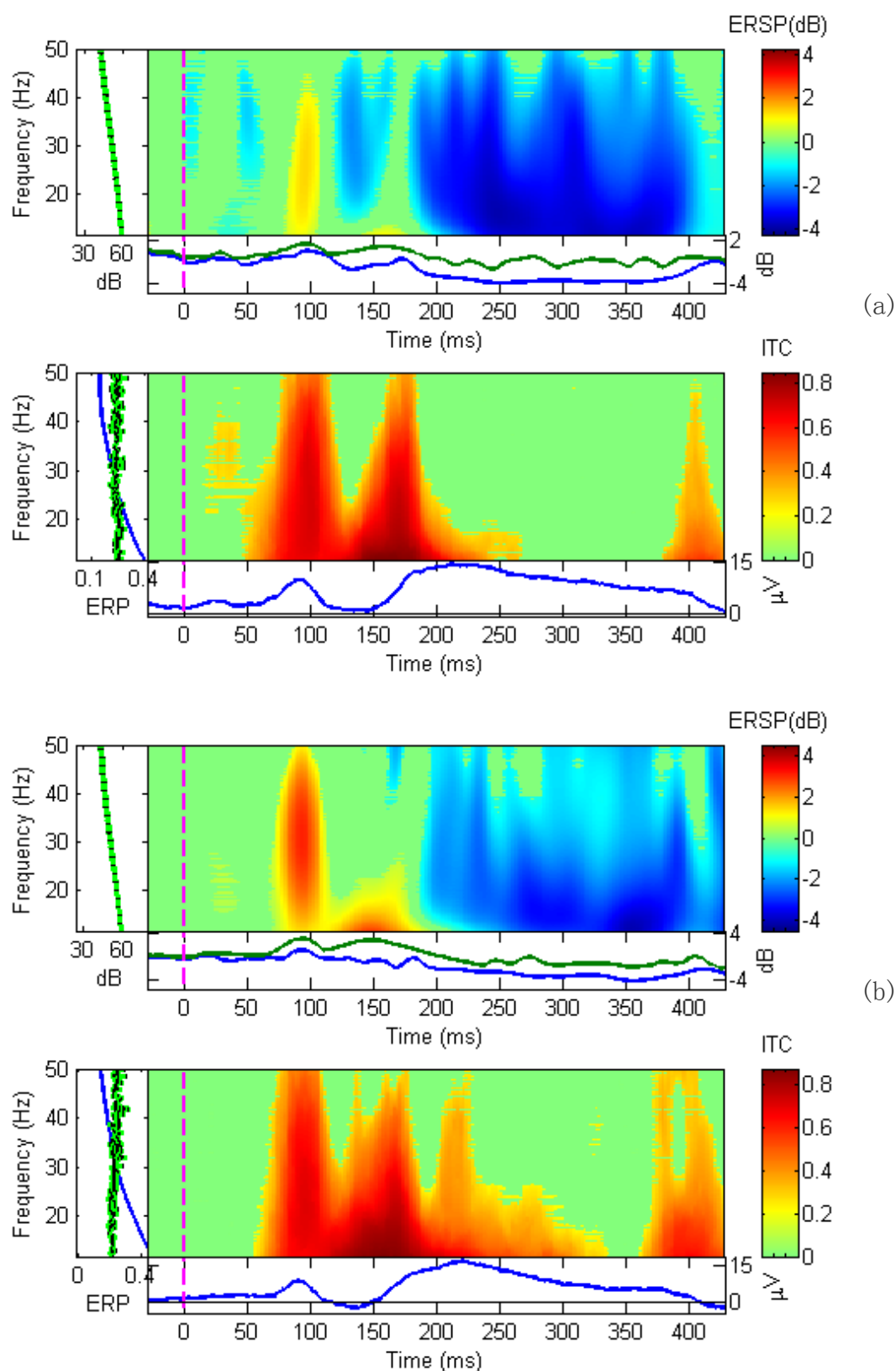


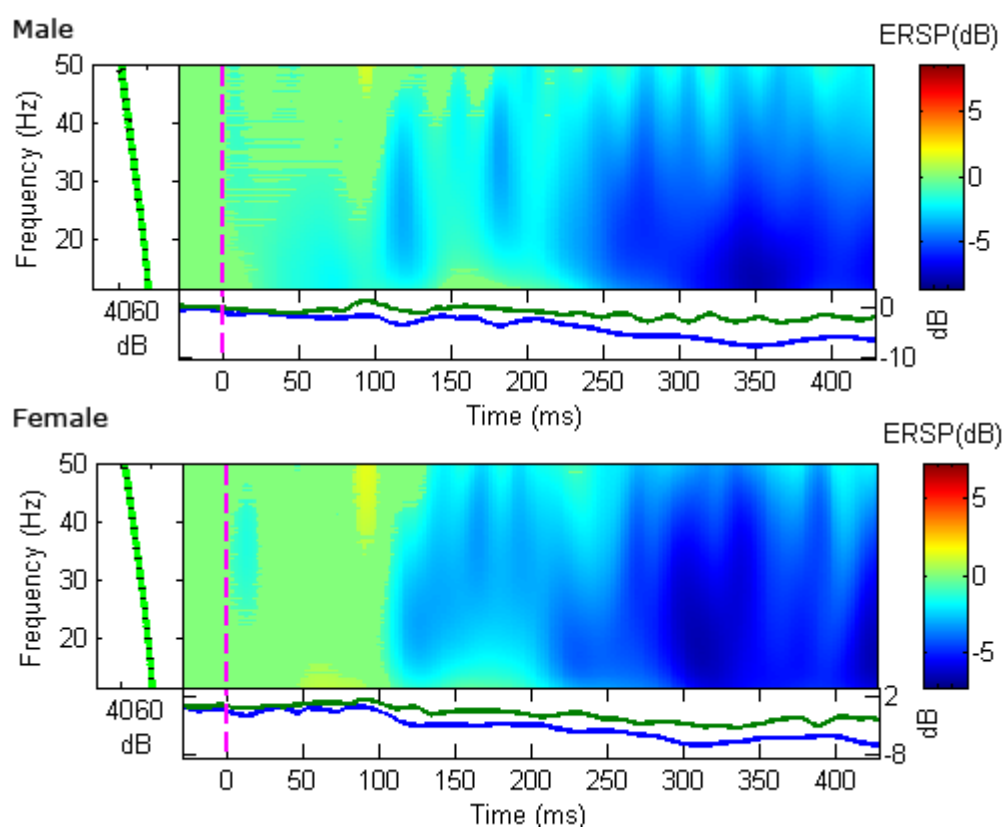
图 3-1 被试(女性)在面部性别任务中的 ERSP 和 ITC 结果(P4 电极)。(a) ERSP 结果: 上方为实验一(男性图片刺激), 下方为实验二(女性图片刺激)。(b) ITC 结果: 上方为实验一(男性图片刺激), 下方为实验二(女性图片刺激)。

Fig 3-1 Results of ERSP and ITC from a single subject (female) for facial gender at electrode

P4.(a) ERSP result: the above is of session 1 (male stimuli) and the bottom is of session 2 (female stimuli). The lower part of each panel indicates the ERSP envelope (low and high mean dB values, relative to baseline, at each time in the epoch [4]). (b): ITC result: the above is of session 1 (male stimuli) and the bottom is of session 2 (female stimuli).

(2) 衣服与鞋子

分析结果如图 3-2 所示，与(1)中的结论相比，之前提到的两类刺激所诱发的 ERSP 的差别在衣服与鞋子的实验数据中相失了。然而，观察 ITC 结果可以发现，其相似性仍然被保留了下来。因此，这个结果表明，(1)所提到的两个时间区域 100ms 与 170ms 所诱发的结果并不是人脸特异性波形 P100 与 N170 产生的。直接的，这两个时间点与性别处理相关。



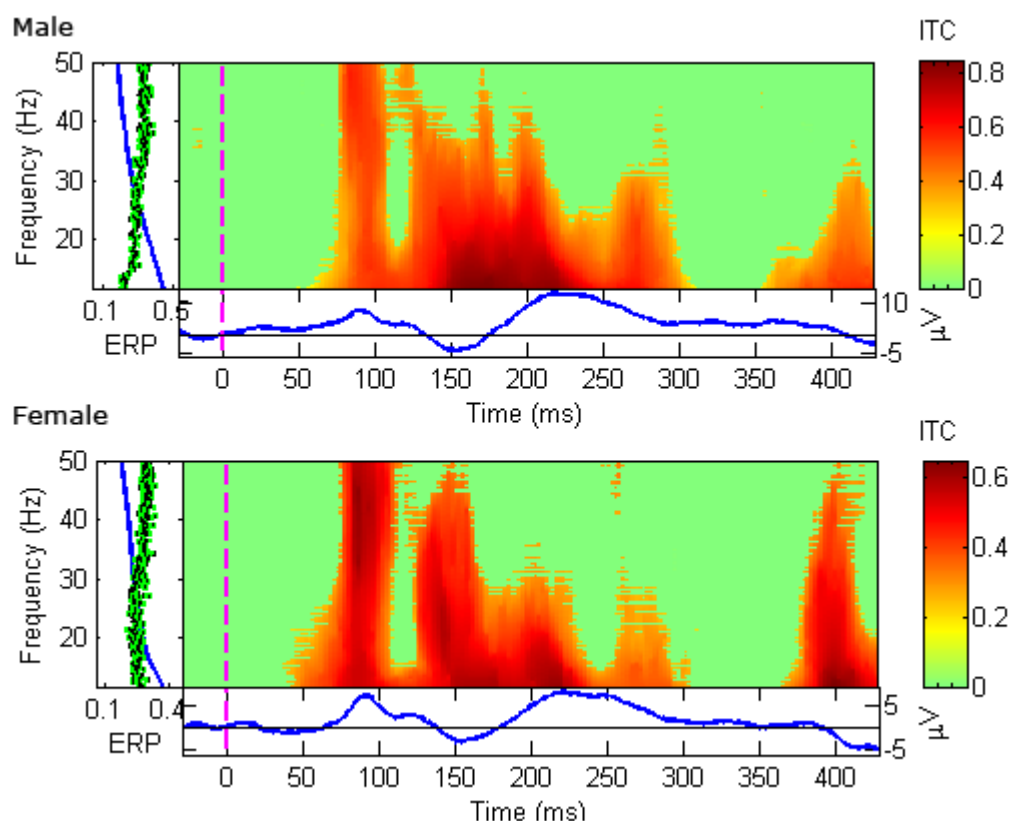


图 3-2 被试(女性)在衣服及鞋子性别任务中的 ERSP 和 ITC 结果(P4 电极)。(a) ERSP 结果: 上方为实验一(男性图片刺激), 下方为实验二(女性图片刺激)。(b) ITC 结果: 上方为实验一(男性图片刺激), 下方为实验二(女性图片刺激)。

Fig 3-2 Results of ERSP and ITC from a single subject (female) for clothing and shoes at electrode P4. (a): ERSP result: the above is of men's clothing and shoes and the bottom is of women's clothing and shoes. (b): ITC result: the above is of men's clothing and shoes and the bottom is of women's clothing and shoes.

(3) 统筹单一被试所有刺激数据

这里我们将所有来自于同一被试的同一类刺激的数据放在一起进行分析, 其中包括实验一、实验二、实验四、实验五、实验七、实验八, 共 240 次男性图片刺激与 240 次女性图片刺激。这样做的目的在于, 通过叠加平均的方法, 将同一类性别凸显出来, 而淡化不同实验所造成的影响。结果如图 3-3 所示, 图中可以清楚的看到, 对于不同被试, 在刺激后 100ms 附近的不同频带上有着显著性的差异。

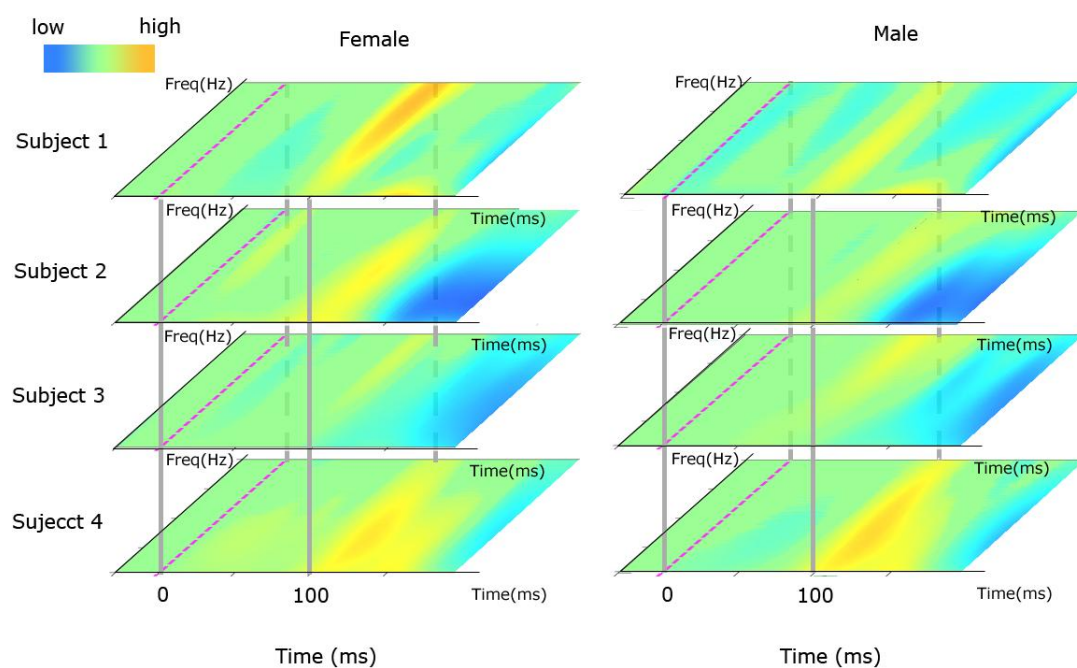


图 3-3 统筹单一被试所有刺激数据结果 (P4 电极)。每一层表示一个被试，左边为女性刺激诱发的 ERSP 结果，右边为男性刺激诱发的 ERSP 结果

Fig.3-3 The results indicate notable electrodes across the subjects. The color bar denotes the frequency of significant difference.

(4) 针对所有被试进行统计

对所有被试的结果，我们进行了一次简单的统计，以此来寻找与性别处理相关的关键电极。结果如图 3-4 所示。

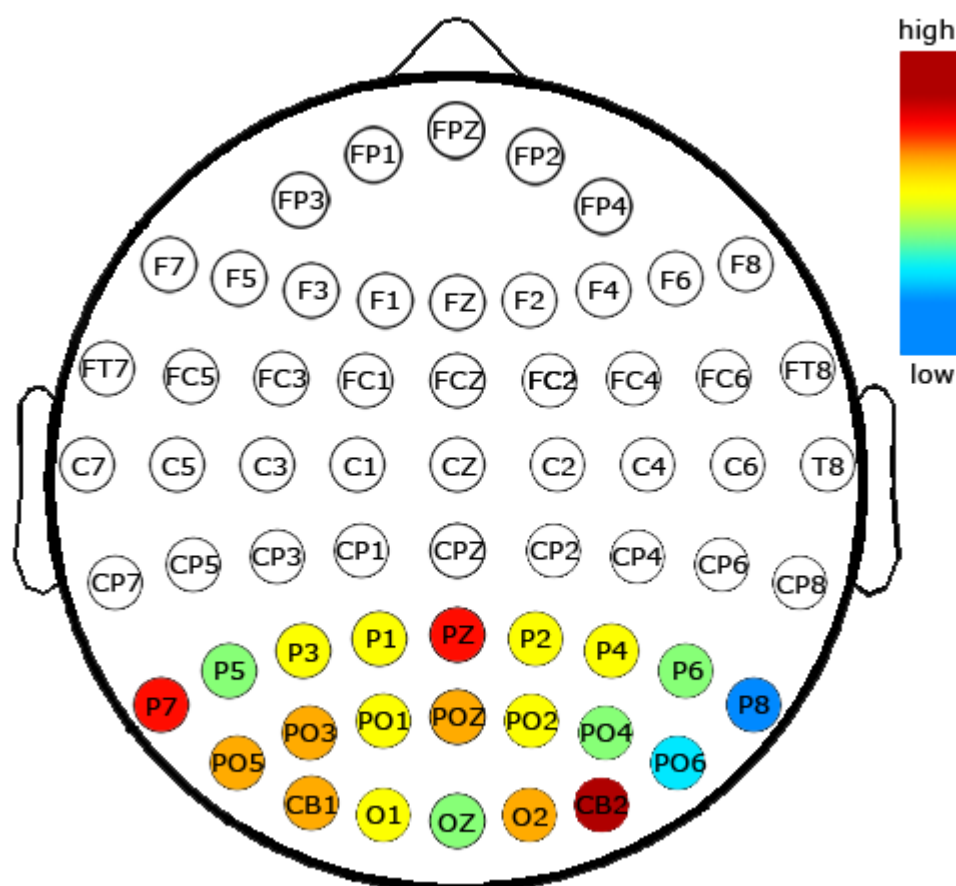


图 3-4 通过 ERSP 分析，统计所有被试的关键电极所得到的结果。

Fig. 3-4 The results indicate notable electrodes across the subjects. The color bar denotes the frequency of significant difference.

3.1.2 针对 ICA 分量进行分析

根据图 3-4 的结果，我们发现枕颞的电极与性别处理存在较大的关系。因此我们使 ICA 对原始信号进行分解，对于每个被试，总能够找到一个如图 3-5 与图 3-6 所示的分量，可以认为这个分量与性别处理关系密切。

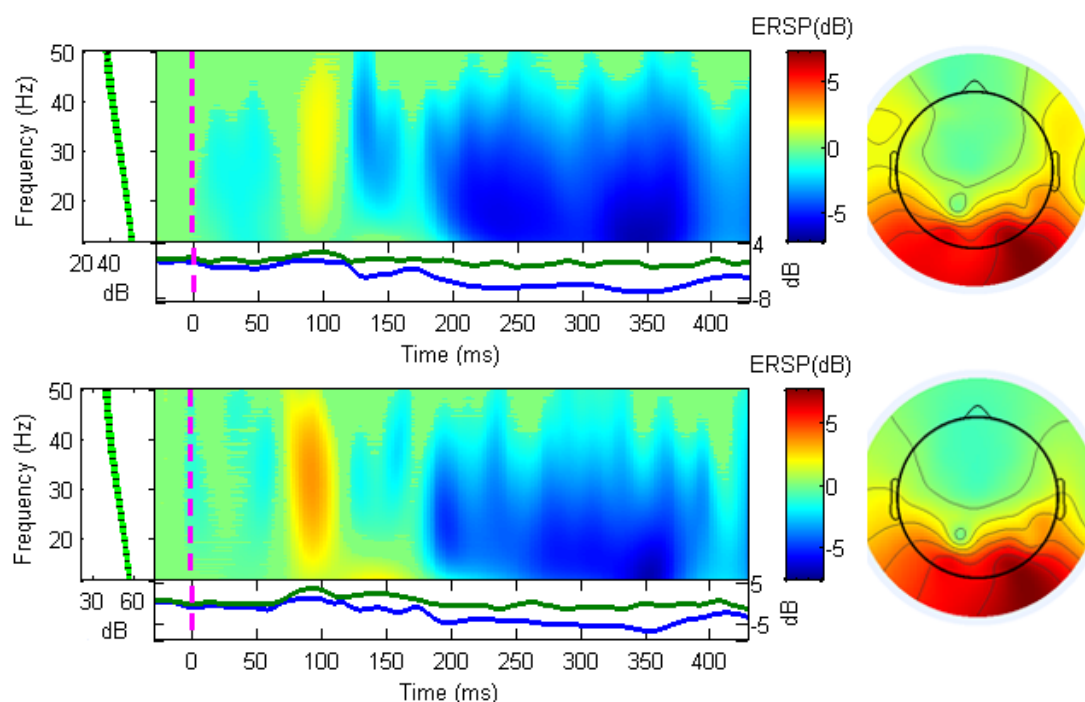


图 3-5 对 ICA 分量进行 ERSP 分析的结果。上方为实验一的结果(男性刺激)，下方为实验二的结果(女性刺激)。右边部分为该 ICA 分量的脑拓扑图。

Fig.3-5 Results of ICA components' ERSP. The above is the component from session 1 and the bottom is the component from session 2. The right parts are the corresponding topographic mappings of the components.

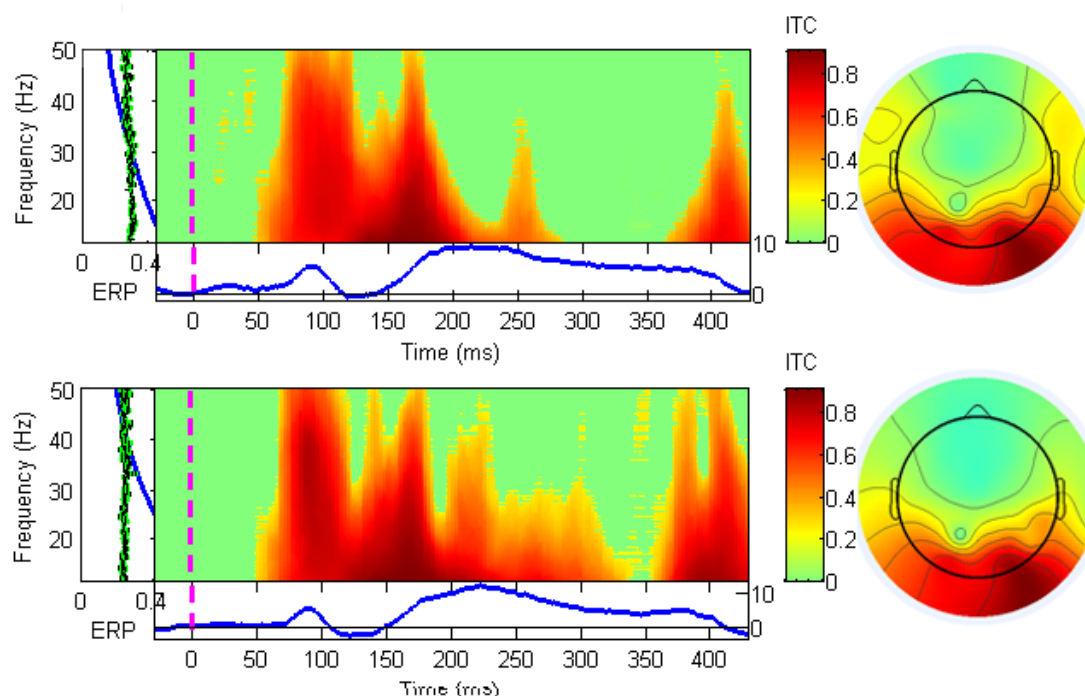


图 3-6 对 ICA 分量进行 ERSP 分析的 ITC 结果。上方为实验一的结果(男性刺激)，下方为实验二的结果(女性刺激)。右边部分为该 ICA 分量的脑拓扑图。

Fig.3-6 Results of ICA components' ITC. The above is the component from session 1 and the

bottom is the component from session 2. The right parts are the corresponding topographic mappings of the components.

3.2 各分类器针对实验数据的比较

为了比较各个分类器的表现，我们将比较上文中提到几种方法，如基于 SVM 分类器的方法，其中包括时域幅值作为特征、功率谱密度以及 CSP 提取特征的方法。

3.2.1 基于 SVM 分类器的实验结果

(1) 以时域幅值作为特征

在这个实验中，将以之前的实验结果作为参考，对于每次单次刺激，取 40-85ms, 145-185ms, 200-250ms 这三个时间段，分别作为分类的特征，使用 RBF 核的 SVM 分类器，在训练集上进行 5 折交叉验证得到模型，最后在测试集中得到实验的精度与 f-measure。

如表 3-1 所示，可以观察到以时域幅值直接作为特征的方法在分类时的表现更倾向于一种随机选择。尽管其最高的分类精度达到 71.88%，同时 f-measure 为 0.69。但对于所有的被试的各个实验，其平均的分类精度仅为 52.62%(f-measure=0.46)，从这个结果可以看出，尽管叠加平均后的 ERP 波形对于两类性别有着明显的区分性[51][52]，以时域幅值直接作为分类特征，并使用 SVM 分类器进行分类的方法对实验数据基本没有区分效果。

表 3-1 使用时域幅值作为特征的基于 SVM 分类器方法实验结果(精度与 F 度量)

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	46.88%	0.45	46.88%	0.26	53.13%	0.67
	四、五	43.75%	0.47	68.75%	0.71	68.75%	0.76
	七、八	53.13%	0.35	46.88%	0.48	68.75%	0.64
6	一、二	46.88%	0.41	56.25%	0.50	68.75%	0.67

	四、五	50.00%	0.60	50.00%	0.33	50.00%	0.38
	七、八	62.50%	0.60	62.50%	0.63	50.00%	0.00
8	一、二	50.00%	0.67	50.00%	0.67	50.00%	0.67
	四、五	50.00%	0.62	50.00%	0.47	43.75%	0.10
	七、八	50.00%	0.11	56.25%	0.30	50.00%	0.00
10	一、二	53.13%	0.67	50.00%	0.64	50.00%	0.67
	四、五	43.75%	0.00	50.00%	0.20	34.38%	0.36
	七、八	56.25%	0.22	53.13%	0.35	53.13%	0.21
12	一、二	62.50%	0.65	53.13%	0.67	62.50%	0.60
	四、五	34.38%	0.36	56.25%	0.65	40.63%	0.39
	七、八	65.63%	0.70	46.88%	0.26	43.75%	0.47
17	一、二	62.50%	0.57	50.00%	0.47	46.88%	0.32
	四、五	53.13%	0.12	50.00%	0.72	71.88%	0.69
	七、八	62.50%	0.54	37.50%	0.49	46.88%	0.48

(2) 以功率谱密度作为特征

根据前文所述 ERSP 的结果，在频域下，即功率谱模型下，两类性别所诱发的 EEG 存在明显的差异。因此本次实验中，对于每个单次刺激样本，取 40–50ms, 145–185ms, 200–250ms 的时域数据，分别计算其功率谱密度，并将功率谱的值抽取为分类时的特征，使用 RBF 核的 SVM 分类器，在训练集上进行 5 折交叉验证得到模型，最后在测试集中得到实验的精度与 f-measure。

如表 3-2 所示，在所有被试中，最佳分类精度达到 71.88%(f-measure=0.69)。而对于所有被试的各个实验，其平均分类精度只有 53.59%(f-measure=0.5)，仅仅比以时域幅值作为特征的方法高出一一点。从一定程度来说，以功率谱密度为特征的方法较时域幅值为特征的方法略优一些，但总得两数，由于这两种方法并未对数据作处理，使得分类用数据的信噪比无法达到叠加平均后的水平，导致无法达到有效分类。

表 3-2 使用功率谱密度作为特征的基于 SVM 分类器方法实验结果 (精度与 F 度量)

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	46.88%	0.51	59.38%	0.61	40.63%	0.42
	四、五	59.38%	0.68	59.38%	0.55	68.75%	0.68
	七、八	46.88%	0.54	59.38%	0.63	56.25%	0.50
6	一、二	46.88%	0.53	56.25%	0.21	68.75%	0.32
	四、五	50.00%	0.18	50.00%	0.11	50.00%	0.48
	七、八	62.50%	0.47	62.50%	0.54	50.00%	0.56
8	一、二	68.75%	0.64	43.75%	0.53	68.75%	0.75
	四、五	46.88%	0.26	53.13%	0.67	43.75%	0.18
	七、八	53.13%	0.48	68.75%	0.64	53.13%	0.67
10	一、二	50.00%	0.60	40.63%	0.38	56.25%	0.56
	四、五	43.75%	0.53	53.13%	0.12	18.75%	0.24
	七、八	46.88%	0.45	46.88%	0.51	43.75%	0.18
12	一、二	43.75%	0.36	56.25%	0.50	62.50%	0.57
	四、五	50.00%	0.53	62.50%	0.67	37.50%	0.38
	七、八	68.75%	0.58	34.38%	0.32	43.75%	0.50
17	一、二	62.50%	0.57	59.38%	0.63	50.00%	0.50
	四、五	56.25%	0.70	53.13%	0.67	68.75%	0.69
	七、八	59.38%	0.48	71.88%	0.69	59.38%	0.52

(3) 使用 CSP 抽取特征

对于这种方法, 本文将引用之前文献中实验的结果[47], 并计算分类结果的 f-measure 来与其它使用的方法做比较。对于每个单次刺激数据, 用于 CSP 方法提取特征的数据是刺激后 0-499ms 的时域数据, 在提取特征后, 使用 RBF 核的 SVM 分类器, 在训练集上进行 5 折交叉验证得到模型, 最后在测试集中得到实验的精度与 f-measure。

如表 3-3 所示结果，可以观察到，最优的实验精度达到了 90.00%，并且在所有数据中，其平均精度达到了 73.09%。然后，在各被试之间存在着较大差异。例如，被试 8 与被试 10 均有对照组的测试精度达到 90.00%，而对于被试 4，其结果并不乐观。另一方面，尽管被试 8 与被试 10 的在实验一与实验二、及实验七与实验八，这两个对照组中，分类精度高达 90.00%，但在实验四与实验五的对照组中其 F 度量仅有 0.47。这两个方面体现出，以 CSP 方法提取特征的分类器对于此数据集存在一定的缺陷。

表 3-3 使用 CSP 方法提取方法的基于 SVM 分类器方法实验结果 (精度与 F 度量)

被试	对照组	精度(维度)	F 度量
4	实验一与实验二	65.00% (4)	0.65
	实验四与实验五	60.00% (4)	0.56
	实验七与实验八	52.50% (12)	0.42
6	实验一与实验二	82.50% (6)	0.8
	实验四与实验五	50.00% (4)	0.47
	实验七与实验八	52.50% (4)	0.54
8	实验一与实验二	90.00% (4)	0.9
	实验四与实验五	50.00% (4)	0.47
	实验七与实验八	90.00% (4)	0.9
10	实验一与实验二	90.00% (4)	0.9
	实验四与实验五	50.00% (4)	0.47
	实验七与实验八	90.00% (4)	0.9
12	实验一与实验二	62.50% (8)	0.65
	实验四与实验五	82.50% (8)	0.83
	实验七与实验八	65.00% (8)	0.68
17	实验一与实验二	75.00% (4)	0.76
	实验四与实验五	77.50% (6)	0.78
	实验七与实验八	82.50% (4)	0.84

3.2.2 基于图模型方法的实验结果

如图 3-7 所示，我们使用基于图模型的方法来估计每个单次刺激所诱发的 ERP 所在的时间区间，图中的黑线大致标出了该算法所估计的 ERP 的时间点。从图中可以直观地观察到，利用流型对单次刺激进行重排序效果良好，相近状态的单次刺激被聚在一起；反观寻找得到的 ERP 的时间点，并未达到预期效果（作者使用人为生成的数据能够得到很好的效果）。这一结果从一定程度上可以说明，此数据集的信噪比较人为生成的数据更高。

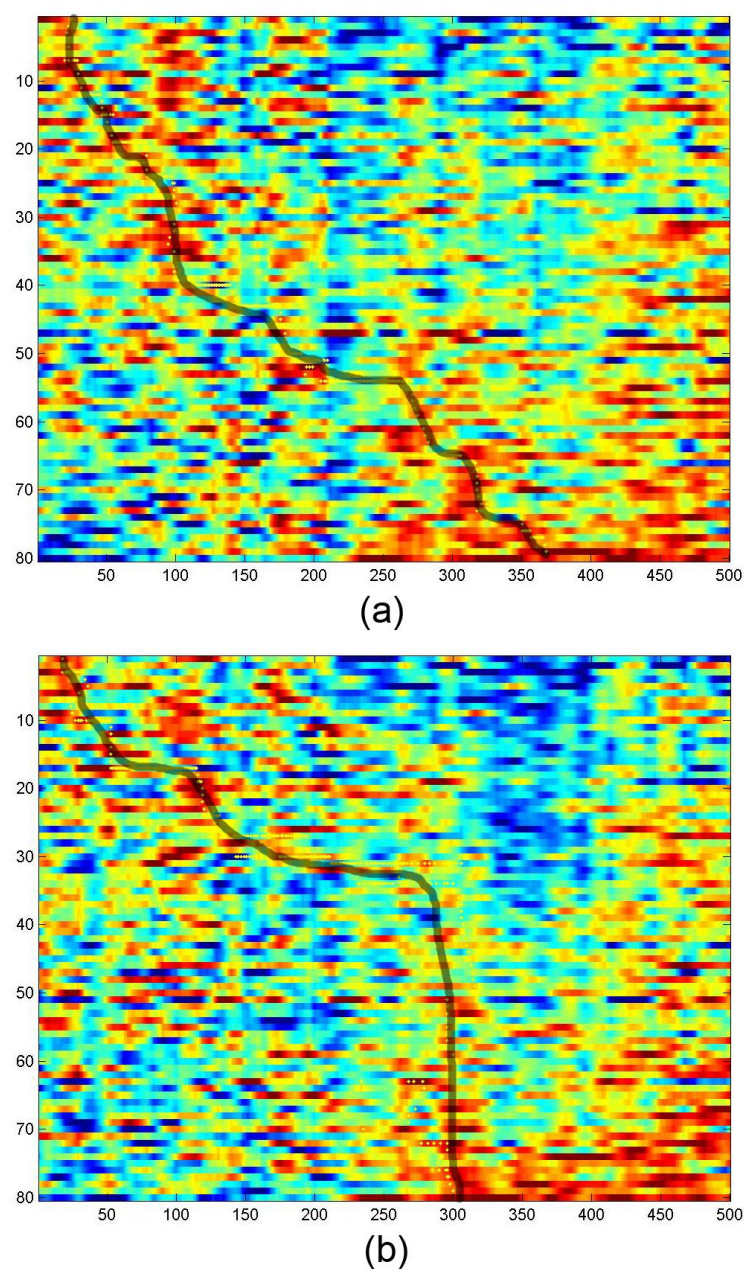


图 3-7 基于图模型方法估计 ERP 位置的实验结果。(a) 被试一(P4 电极)的实验结果。(b) 被试一(PZ 电极)的实验结果。图中横轴表示时间，每一行为一个单次刺激的图示，红色为幅

值最大，蓝色为幅值最小。图中所画的黑线为算法所找到的 ERP 的位置。

Fig.3-7 The result of Graph-based algorithm to find the event-related potentials. The left part is from subject 1 of channel P4. The right part is from subject 1 of channel PZ. The horizontal axis of the graph is time. The vertical axis is for trials. The shadow line in the graph indicates where the event-related potentials are.

3.2.3 GRSEC 的实验结果

针对三种不同的数据离散化方法，表 3-4、3-5、3-6 为分别运用针对幅值、针对趋势及考虑方差的数据离散化方法后，对离散化后的数据集使用 GRSEC 算法所得到的实验结果。

表 3-4 针对幅值进行离散化数据后，运行 GRSEC 算法进行训练、分类的结果

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	75.00%	0.75	71.88%	0.74	75.00%	0.75
	四、五	71.88%	0.64	71.88%	0.72	71.88%	0.76
	七、八	78.12%	0.77	71.88%	0.64	71.88%	0.71
6	一、二	75.00%	0.75	71.88%	0.67	71.88%	0.73
	四、五	68.75%	0.72	71.88%	0.76	71.88%	0.64
	七、八	71.88%	0.73	71.88%	0.67	75.00%	0.71
8	一、二	75.00%	0.79	71.88%	0.61	81.25%	0.79
	四、五	71.88%	0.67	71.88%	0.71	68.75%	0.72
	七、八	71.88%	0.71	65.62%	0.69	71.88%	0.71
10	一、二	71.88%	0.73	68.75%	0.62	71.88%	0.71
	四、五	68.75%	0.64	62.50%	0.67	65.62%	0.72
	七、八	75.00%	0.79	65.62%	0.56	71.88%	0.71

12	一、二	68.75%	0.72	68.75%	0.71	65.62%	0.65
	四、五	75.00%	0.75	75.00%	0.73	68.75%	0.72
	七、八	68.75%	0.69	68.75%	0.62	71.88%	0.74
17	一、二	62.50%	0.57	59.38%	0.63	50.00%	0.50
	四、五	56.25%	0.70	53.13%	0.67	68.75%	0.69
	七、八	59.38%	0.48	71.88%	0.69	59.38%	0.52

对于针对幅值进行离散化后的数据，GRSEC 最优精度能够达到 81.25% (f-measure=0.77)，平均精度达到 71.70%(f-measure=0.71)，这个结果远远好于使用时域幅值和功率谱密度的方法。其平均 f-measure 在 0.71 更能体现出分类结果是有意义的。

表 3-5 针对趋势进行离散化数据后，运行 GRSEC 算法进行训练、分类的结果

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	71.88%	0.77	71.88%	0.73	65.62%	0.56
	四、五	75.00%	0.71	71.88%	0.73	75.00%	0.75
	七、八	71.88%	0.71	71.88%	0.74	75.00%	0.73
6	一、二	71.88%	0.76	65.62%	0.62	75.00%	0.78
	四、五	68.75%	0.62	78.12%	0.77	81.25%	0.81
	七、八	71.88%	0.73	71.88%	0.69	71.88%	0.71
8	一、二	71.88%	0.71	75.00%	0.71	68.75%	0.67
	四、五	68.75%	0.69	75.00%	0.73	68.75%	0.74
	七、八	71.88%	0.74	65.62%	0.65	68.75%	0.74
10	一、二	75.00%	0.76	71.88%	0.64	71.88%	0.76
	四、五	65.62%	0.62	71.88%	0.77	71.88%	0.67
	七、八	71.88%	0.67	68.75%	0.62	68.75%	0.75

12	一、二	71.88%	0.76	68.75%	0.72	75.00%	0.75
	四、五	75.00%	0.73	71.88%	0.69	71.88%	0.71
	七、八	71.88%	0.71	71.88%	0.69	71.88%	0.73
17	一、二	62.50%	0.57	59.38%	0.63	50.00%	0.50
	四、五	56.25%	0.70	53.13%	0.67	68.75%	0.69
	七、八	59.38%	0.48	71.88%	0.69	59.38%	0.52

观察针对趋势进行离散化数据后，GRSEC 也能够达到 81.25%的最优精度($f\text{-measure}=0.81$)，其平均精度也能达到 71.74%($f\text{-measure}=0.72$)。同样，这个结果也明显好于使用时域幅值和功率谱密度的方法。

当然，在与使用 CSP 进行提取特征的方法进行比较时，可以发现，其平均精度和相对应的 $f\text{-measure}$ 相差并不大，虽然 CSP 方法的最优精度比 GRSEC 的更高，但是 GRSEC 在各个被试和各个实验中表现的更强稳定。

表 3-6 考虑方差并针对幅值进行离散化数据后，运行 GRSEC 算法进行训练、分类的结果

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	71.88%	0.73	71.88%	0.76	75.00%	0.73
	四、五	71.88%	0.75	71.88%	0.76	78.12%	0.79
	七、八	75.00%	0.69	71.88%	0.76	65.62%	0.62
6	一、二	71.88%	0.76	75.00%	0.76	68.75%	0.72
	四、五	65.62%	0.67	71.88%	0.73	71.88%	0.76
	七、八	75.00%	0.75	62.50%	0.63	75.00%	0.74
8	一、二	68.75%	0.72	71.88%	0.73	75.00%	0.69
	四、五	71.88%	0.75	71.88%	0.78	71.88%	0.76
	七、八	65.62%	0.65	68.75%	0.64	75.00%	0.75
10	一、二	71.88%	0.75	71.88%	0.76	75.00%	0.75
	四、五	65.62%	0.67	62.50%	0.65	71.88%	0.75

	七、八	68.75%	0.58	68.75%	0.69	71.88%	0.73
12	一、二	75.00%	0.75	68.75%	0.58	68.75%	0.71
	四、五	71.88%	0.69	71.88%	0.65	71.88%	0.73
	七、八	75.00%	0.75	68.75%	0.68	71.88%	0.69
17	一、二	62.50%	0.62	71.88%	0.73	56.25%	0.61
	四、五	59.38%	0.65	62.50%	0.57	68.75%	0.71
	七、八	65.52%	0.67	71.88%	0.75	56.25%	0.46

更进一步，根据 3.1.1 的结果，在对鞋子、衣服的性别判断时，EEG 存在着显著的差异。因此，本文使用 GRSEC 对实验六与实验九的数据进行分析，结果如表 3-7 所示。

表 3-7 针对幅值进行离散化数据后，运行 GRSEC 算法对鞋子、衣服实验数据进行训练、分类的结果

被试	对照组	40-85ms		145-185ms		200-250ms	
		精度	F 度量	精度	F 度量	精度	F 度量
4	一、二	46.88%	0.51	59.38%	0.61	40.63%	0.42
	四、五	59.38%	0.68	59.38%	0.55	68.75%	0.68
	七、八	46.88%	0.54	59.38%	0.63	56.25%	0.50
6	一、二	46.88%	0.53	56.25%	0.21	68.75%	0.32
	四、五	50.00%	0.18	50.00%	0.11	50.00%	0.48
	七、八	62.50%	0.47	62.50%	0.54	50.00%	0.56
8	一、二	68.75%	0.64	43.75%	0.53	68.75%	0.75
	四、五	46.88%	0.26	53.13%	0.67	43.75%	0.18
	七、八	53.13%	0.48	68.75%	0.64	53.13%	0.67
10	一、二	50.00%	0.60	40.63%	0.38	56.25%	0.56
	四、五	43.75%	0.53	53.13%	0.12	18.75%	0.24
	七、八	46.88%	0.45	46.88%	0.51	43.75%	0.18

12	一、二	43.75%	0.36	56.25%	0.50	62.50%	0.57
	四、五	50.00%	0.53	62.50%	0.67	37.50%	0.38
	七、八	68.75%	0.58	34.38%	0.32	43.75%	0.50
17	一、二	62.50%	0.57	59.38%	0.63	50.00%	0.50
	四、五	56.25%	0.70	53.13%	0.67	68.75%	0.69
	七、八	59.38%	0.48	71.88%	0.69	59.38%	0.52

3.3 确定 GRSEC 细节的实验结果

下面我们将具体解释实验来说明我们的结论。

由于被选来预测性别的电极数量需要在 GRSEC 进行时间和空间复杂度的优化，我们提出一些实验来决定哪些电极被选择哪些不被选择。为了确保实验的准确性，本文搜索了电极所有组合的可能性来决定有多少电极是必须的。我们随机的选择了一个被试作为参照，检查电极的所有组合在使用 GRSEC 进行分类时所能达到的平均精度与 F 度量。例如，首先我们对每个电极单独的尝试，然后从候选电极中选出每一对进行尝试。依此类推，每三个电极也一样尝试。

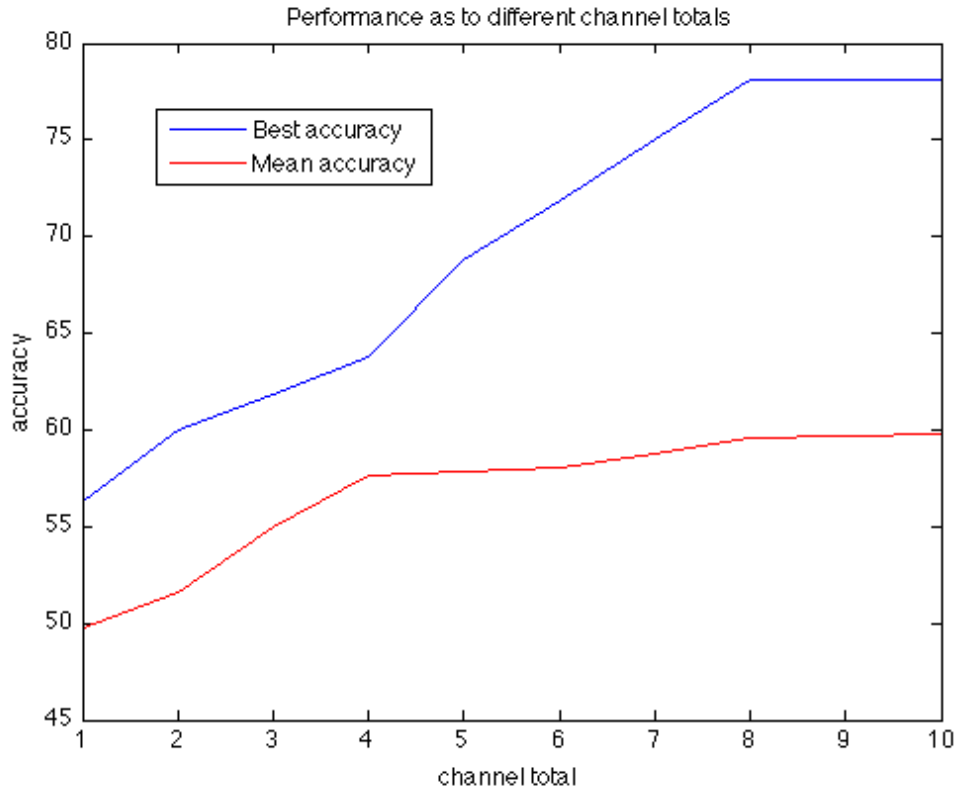


图 3-8 选取不同电极数量与 GRSEC 方法精度图表。图中虚线表示在选取一定数目电极后所能达到的最高精度，实线表示在选取一定数目电极后所有组合的平均精度。可以看出随着电极数目的增加精度随之增加。

Fig.3-8 The Performance as to different channel totals selected. The blue solid line indicates the best accuracy of different channel total selected. The red solid line indicates the average accuracy of different channel total selected. The best accuracies are improved by the increasing of channel numbers.

正如在图 3-8 和表 3-8 所示，可以很容易观察到：选中于构建特征的电极越多，平均和最优精度越高。仔细观察表 3-7，我们可以发现如下 4 个现象。首先，平均精度随着被选电极数量的增加而快速上升，而随着电极的数量越来越大，该趋势逐渐平缓。然而，当一个新的电极进来时，精度总会有一定进步。第二，当被选电极的数量到达 8 个，给定电极的所有可能组合的最优精度也达到最优。第三，随着电极数量的增加，给定电极的所有可能组合显著增加。根据组合数学，该值等于 C_n^k ， n 为给定电极的数量， k 为选中电极的数量。特别的，考虑到视觉相关的大脑皮层处在 occipital 和 temporal lobes [28] [14] [44]，我们选择如下电极：： P7, P5, P3, P1, PZ, P2, P4, P6, P8, P05,

P03, P01, P0Z, P02, P04, P06, CB1, 01, 02, 0Z, CB2, 总共 21 个, 即 n=21。

表 3-8 不同数量的电极组合对分类器精度的影响

电极数	平均精度	最优精度	关键电极	组合总数
1	49.71%	56.25%	{ CB2 }	21
2	51.56%	60.00%	{ P7 0Z }	210
3	55.00%	61.88%	{ P5 P4 0Z }	1330
4	57.63%	63.75%	{ PZ P02 CB2 02 }	5985
5	57.85%	68.75%	{ P3 P04 CB1 02 01 }	20349
6	58.00%	71.88%	{ P3 P6 P04 CB2 0Z 01 }	54264
7	58.75%	75.00%	{ Pz P05 P0Z P04 CB1 CB2 01 }	116280
8	59.55%	78.12%	{ P5 P1 P2 P4 P05 P0Z CB1 CB2 }	203490
9	59.67%	78.12%	{ P7 PZ P05 P0Z P02 P04 CB1 0Z 01 }	293930
10	59.83%	78.12%	{ P7 P3 P1 PZ P0Z P02 P06 0Z 02 01 }	352716

根据这一观察, 我们确定了 6 个电极最适合于分类。然而, 对不同被试存在不同差异。也就是说, 对不同被试, 电极位置的最优设定是不同的。正如图 3-9, 我们给出了两个被试在同样条件下的差异, 实验一和实验二。根据这两个脑壳分布图, 显然 P5, P3, CB2, P0Z, P02, P06 和 P8 的重要性是一样的, 虽然他们之间存在差异。另一方面, 虽然两个被试在电极位置间存在差异, 像 P1, PZ, P04 和其它, 他们本身的重要性有一点不同。注意, P03 和 P01 在所有位置中是最为不同的两个电极。这很可能主要是由于个体和被试状态之间的差异 [31] [3] [5], 这当中的原因最可能是由于被试 1 和被试 2 的性别不同, 被试 1 是女性而被试 4 是男性。

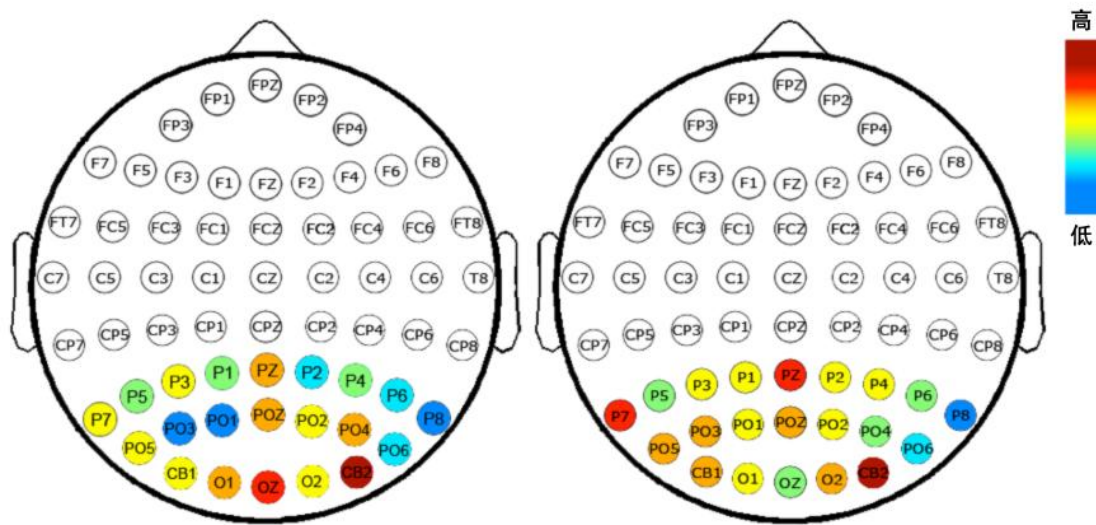


图 3-9 对于两名不同的被试，脑后关键电极分布图。左边为被试四（男性），其关键电极可以观察到为 PZ, POZ, PO4, O1, OZ 和 CB2。右边为被试一（女性），其关键电极 PZ, POZ, P7, O2, CB1 和 CB2。

Fig. 3-9 The electrodes' significance distribution from two subjects. The left scalp is from subject 4 (male), whose significant electrode are PZ, POZ, PO4, O1, OZ and CB2, while the right scalp is from subject 1 (female), whose significant electrodes are PZ, POZ, P7, O2, CB1 and CB2.

另一方面，为了规避单次刺激与单次刺激间 ERP 在时间尺度上的微小位移，我们使用滑动窗口的方法来生成 k 个不同的 ω 长的时域数据。因此窗口长度也是决定 GRSEC 分类精度高低的重要因素。特别地，我们通过实验发现，当窗口长度接近原始单次刺激时间长度时，分类器所达到的分类精度最高的 75%。这里，我们使用被试一（女性）的实验一与实验二的数据进行说明。首先，我们选择前一部分得到的关键电极，即 PZ, POZ, P7, O2, CB1 和 CB2 作为特征进行分类。其次，考虑到之前的结果[51][52][53]，与性别处理相关的事件相关电位出现在刺激后 45–90ms, 140–180ms, 200–250ms。因此，我们使用 45–90ms 的数据来确定时间窗的长度。45–90ms 的数据总长为 51 个数据点，所以我们将枚举 25 长至 51 长的所有时间窗的长度，用以确定哪一个长度对于分类器的结果最优。

如图 3-10 所示，随着时窗长度增加，分类器的表现趋于更好。值得注意的是，当时窗长度远小于原始数据的长度时，分类器所能达到的精度并不理想。然而，当时窗长度较原始数据长度略小一点时，分类器的表现最佳。造成这种

现象的原因是单次刺激与单次刺激之间存在着差异性[39]，并且这种差异性不会特别显著。因此，在本文对性别相关数据研究的实验中，将选取 $t-2$ 作为时窗的长度，其中 t 表示原始数据的长度。例如，对于 45-90ms 的数据，我们将选取长度为 49 的时窗进行特取特征并分类。

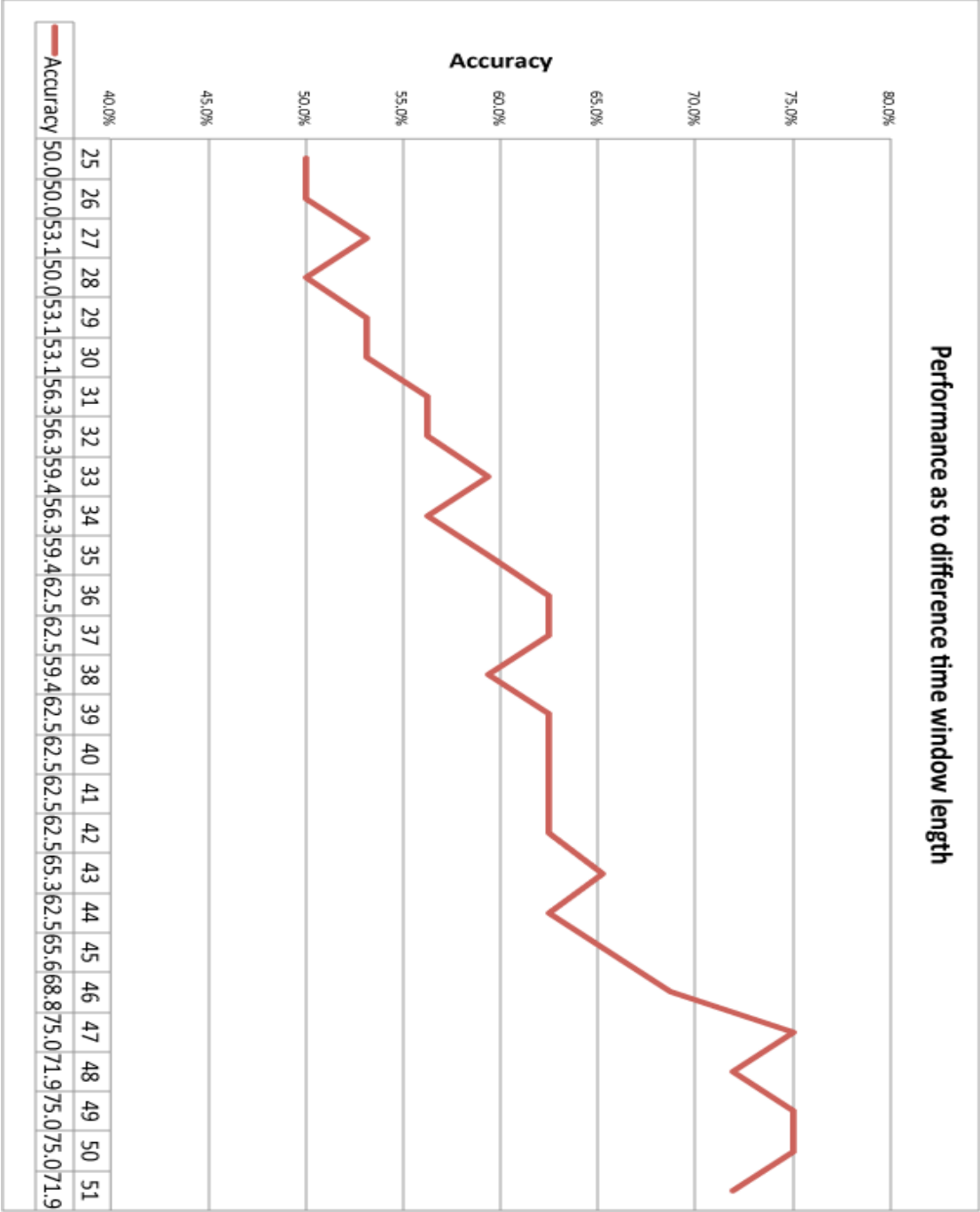


图 3-10 不同时窗长度与分类器精度关系图。横轴为视窗长度，纵轴为精度。

Fig. 3-10 The performance as to difference time window length. The x-axis stands for time window length, while y-axis stands for accuracy.

第四章结果讨论

本文在设计并进行视觉性别处理的实验，采集被试的实验数据，使用 ERSP 的方法，在频域上得到较传统时域上叠加平均的方法更显著的与视觉性别处理相关的实验结果；并针对单次刺激分析在脑电分析中的问题，以残差分析为基础，设计通用的分类器，并以此对实验数据进行分析，取得较好的分类精度。

4.1 脸部性别处理机理

从 ERSP 与 GRSEC 的结果可以看出，被试在判断人脸性别时，其脑电存在明显的差异。如图 3-4 所示，针对该被试所得到的关键电极，尤其是 P7 与 CB2，与之前研究结果[11][51]比较可以发现，本文的实验结果所反应出的男性刺激与女性刺激所涉及的差异性，无论在时间区域上，还是在关键电极上，基本保持一致，但也存在一些不同。

4.1.1 能量高低因人而异

根据图 3-1，我们发现，在刺激后 100ms 附近的所有频带，女性图片刺激所诱发的能量较男性图片刺激所诱发的更大。另根据分析其他被试的结果发现，这种差异在各个被试间存在不同，即存在被试女性图片刺激所诱发的能量大于男性图片刺激所诱发的能量，也存在男性图片刺激所诱发的能量大于女性图片刺激所诱发的能量。

4.1.2 ERP 确实存在

根据图 3-1，ITC 的峰值可以在 100ms 与 170ms 两个时间点观察到，这表明，对于同一类刺激，在这两个间点有很大的相似性，即可以以间接的认为这两个时间点存在 ERP。而在 50ms 附近，男性刺激所诱发的数据较女性刺激表现出更多的相似性。相反的，200ms 以后，女性刺激表现出更多的相似性。这种现象

不仅出现在无意识性别任务中，还出现在有意识性别任务中，可以认为，这些存在统计显著性的时间与频段，与面部性别处理有关。

4.1.3 被试间关键电极存在差异

我们可以从图 3-4 与图 3-9 中得到三个有趣的现象。第一，被试与被试间存在着一定的差异，也就是说，在处理性别信息时，被试与被试之间在处理该信息时，所涉及的电极并不完全相同；第二，不同被试之间虽然存在着一定的差异，但他们之间的相似之处更是值得注意的。例如，如图 3-9 所示，被试一与被试四之间，在枕叶与颞叶有 7 个电极完全一致，反观其不一致的电极，其中一部分是由被试的警觉度状态[1][32][38]、情绪状态[21][22][43]、或不同实验脑电帽的位移造成的；第三，图 3-9 的结果为男性与女性在性别处理时存在左右脑对称提供了证据。

4.2 视觉性别处理机理

4.2.1 非面部刺激诱发 ERP

根据图 3-2 的结果，脸部图片刺激所诱发的 ERSP 的能量变化在衣服与鞋子的实验中消失。然而，观察其 ITC 的结果可以发现，其相似性仍然被保留下来。这个结果表明，所提到的两个时间区域 100ms 与 170ms 所诱发的结果并不是人脸特异性波形 P100 与 N170 所产生的。也就是说，这两个时间点与性别处理直接相关。

4.2.2 存在性别处理 ICA 分量

根据图 3-5、图 3-6 所示，虽然非脸部性别处理所诱发的 ERSP 在强度方面较脸部性别处理玩意儿弱，但对于每名被试的实验实验，能够使用 ICA 方法分离出相似的性别处理相关分量，其脑壳分布图基本一致。

4.2.3 分类精度不高

在实验六，被试被要求完成一项性别无关任务，即判断屏幕上图片为鞋子或是衣服；在实验九中，被试被要求区分衣服是男性装束还是女性装束。尽管分类器的平均精度只达到了 53.39%，远远低于脸部刺激所诱发的脑电结果，但综 ERSP 针对鞋子与衣服数据的分析，可以得到以下结论：1. 非脸部性别处理与脸部性别处理所涉及的时间区间与频带区间大致相似，但在强度方面，前者较后者更弱，这就造成了分类器在提取性别相关信息时，前者更容易被噪音淹没。

4.2.4 存在性别处理单元

基于以上结论，我们可以猜测，在人认知的过程中，性别处理更倾向于成为一个独立的模块。即根据 Bruce&Young 的人脸识别模型，人脸性别处理为一个独立的单元，在此基础上，我们更进步提出，性别处理，不仅仅局限于人脸性别，应当是一个独立的单元。

4.3 EEG 分析的算法

在分析认知实验的 EEG 时，一般采用叠加平均时域数据的方法进行分析，其基本思路在于依据统计规律，通过叠加平均，将偶尔出现的噪音数据尽可能的消除，而每次均出现的信号将会保留下来。然而，此方法忽视了单次刺激间存在着如幅值、反应速度、空间分布等差异[39]，这些差异将在叠加平均的过程中随着噪声一同失去。

本文比较了 GRSEC (Gender-Related Single-Trial EEG Classifier) 与传统基于 SVM 方法以及基于图模型的方法进行比较，其使用残差分析的方法有效的过滤了信号中的噪声，并保留了尽可能多的 ERP 信号，从分类精度和 f-measure 角度来观察，其表现好于使用时域幅值与功率谱作为特征的基于 SVM 方法，与基于 CSP 方法的 SVM 方法相比，虽然最优精度并不如 CSP 方法，但其在各个被试与实验间的表现的更稳定，平均精度两者旗鼓相当。更重要的是，

CSP 方法并不是一个源定位算法，它只是针对两类数据分类时的一种优化，而 GRSEC 所使用的特征即为时间点与时间点、电极与电极间的关系。

另一方面，GRSEC 不仅仅能够处理两类问题，还能够处理多类问题，并且只需要一个分类器，只需要对训练集扫描一次。

第五章总结与展望

5.1 总结

5.1.1 面部性别处理

本文使用 ERSP 的方法对实验数据得到初步结果，进一步设计并使用 GRSEC 分类器，从统计的角度，对结果进行验证，得到与之前研究相近的结果，并给出了有力的证据。本文认为与面部性别处理的 ERP 确实存在，虽然在能量与关键电极方面，各个被试间因人而异，但 ERSP 与 ITC 的分析结果表明，在 50ms, 100ms, 170ms 以及 200ms 之后，均存在与面部性别处理相关的信号。

5.1.2 非面部性别处理

对比面部性别处理的分析结果，本文认为在人认知的过程中，性别处理更倾向于成为一个独立的模块。即根据 Bruce&Young 的人脸识别模型，人脸性别处理为一个独立的单元，在此基础上，我们更进步提出，性别处理，不仅仅局限于人脸性别，应当是一个独立的单元。

5.1.3 GRSEC 分类器

单次刺激分析一直以来都是脑电分析领域的关键问题，本文使用残差分析的结论，引入了数据挖掘领域的算法，为单次刺激分析给出一个新的思路。

5.2 展望

从人脑功能角度来看，性别处理是人类发展与进步的不可缺少的特性，简而言之，即为人之本能。对人类本能的研究也是打开人脑奥秘的重要途径。

综合考虑，本文所涉及实验和分析所遇到的问题，对于该问题的研究可以拓展至以下几个方面。

5.2.1 刺激时间的调整

根据 Simon Thorpe(1996)设计的实验[55]（被试需要判断包含动物的刺激图片是否之前出现过，刺激图片只持续 20ms），视觉系统处理一项高级任务（high demanding）只需要 150ms。

Thorpe(2005)[56]设计实验，被试正视屏幕，在屏幕左右各呈现一张图片（20ms），之后被试判断哪一张图片中包含动物（target），眼睛快速的转向 target，结论表明，这个任务，人只需 120ms 即可完成，并保证正确率。

基于以上结论，实验细节可以做以下调整：

原先实验设计的 300ms 的刺激呈现时间可以缩短至 100ms 以内。判断人脸的性别任务，并没有比判断场景中是否有动物来的复杂，可以给被试更充足的时间进行训练。

被试的反应从手指按键改为眼动（saccade）。Thorpe 在 96 的实验，采用的是运动反馈的方法，而在 05 使用了 saccade。其中原因在于：眼动可以在 80ms-100ms 的时间内启动，而不像运动神经，需要更长时间。

5.2.2 屏幕位置的调整

从生理学角度，视觉的不同总位的损伤会导致视觉的缺失，图 5-1 的所示，视野至少被分为 4 个部分，左上、左下、右上、右下，从损失的角度可以判定，这 4 个部分是互不影响的。因此，考虑在这 4 个视野中的一个进行实验，可以减少图片本身在视皮层所形成的信号。









损伤部位	左眼	右眼
右侧视神经损伤		
视交叉损伤		
右半球视放射的完全损伤		
右半球视放射上部损伤		

图 5-1 不同部位的损伤会导致不同视野的缺失，尤其注意，不仅有左右、还有上下
Fig.5-1 Field disabled by different wounded part in vision system. Specifcicly, not limited to left, right, up and down.

5.2.3 刺激素材的采集

实验的素材收集费时费力，本文均采用手工收集的方法，进而使用 Photoshop 与 Matlab 归一化图片，再进行整理后写成实验用的 Sequence 文件。

可以考虑将整个过程分层，将自动处理的部分让机器来做：

- (1) 使用爬虫收集图片
- (2) 建立数据库，需要人工进行标号
- (3) 对图像大小、亮度等一系统条件进行调节
- (4) 直接生成 Sequence 文件

参考文献

- [1] A. Belyavin and N. A. Wright, *Changes in electrical activity of the brain with vigilance Modifications.*, 1987, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 66, Issue. 2: 137-144
- [2] A. Delorme and S. Makeig, *EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics.*, 2004, *Journal of Neuroscience Methods*, 134:9-21.
- [3] A. Gevins and M. .E. Smith, *Neurophysiological Measures of Working Memory and Individual Differences in Cognitive Ability and Cognitive Style.*, 2000, *Cerebral Cortex*, Vol. 10, Issue. 0: 829-839
- [4] A. Gramfort, R. Keriven and M. Clerc, *Graph-based variability estimation in single-trial event-related neural responses.*, *IEEE Trans Biomed Eng*, 2010, 57(5), 1051-61
- [5] A. M. Proverbio, V. Brignone, S. Matarazzo, M. D. Zotto and A. Zani, *Gender differences in hemispheric symmetry for face processing.*, 2006, *BMC Neuroscience*
- [6] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, et al, *Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis*, *Signal Processing Magazine IEEE*, 2008, Vol. 25, Iss. 1, 41-56
- [7] B. Blankertz, S. Lemm, M. Treder, et al, *Single-trial analysis and classification of ERP components - A tutorial*, *NeuroImage*, 2010, 56(2), 814-25
- [8] B. Larsen and C. Aone, *Fast and effective text mining using linear-time document clustering.*, 1999, *ACM SIGKDD*, 16-22
- [9] B. M. Schmitt, M. Lamers and T. F. Munte, *Electrophysiological estimates of biological and syntactic gender violation during pronoun processing*, 2002, *Cognitive Brain Research*, Vol. 14, Issue. 3: 333-346
- [10] C. C. Chang and C. J. Lin, *LIBSVM: a library for support vector machines*, 2001
- [11] C. Kaul, G. Gees, A. Ishai, *The gender of face stimuli is represented in multiple regions in the human brain.* *Frontiers in Human Neuroscience*, 2011, 10(3389)
- [12] C. Woody, *Characterization of an adaptive filter for the analysis of variable latency neuroelectrical signals.*, *Med. Biol. Eng.*, 1967, Vol. 5, pp.539-553

- [13] D. B. Osteyess and I. J. Good, *Information, Weight of Evidence, the Singularity between Probability Measures and Signal Detection.*, 1974, Springer-Verlag, Berlin
- [14] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, *Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex.*, 1968, The Journal of Physiology, 195: 215-243
- [15] D. Perrett, E. Rolls and W. Cann, *Visual neurones responsive to faces in the monkey temporal cortex.*, 1982, Experimental Brain Research 47(3):329-342
- [16] E. D. Renzi, M. G. Bonacini and P. Faglioni, *Right posterior brain-damaged patients are poor at assessing the age of a face.*, 1989, Neuropsychologia, 27, 839-848.
- [17] F. Kranz and A. Ishai, *Face perception is modulated by sexual preference.*, 2006, Curr. Biol., vol. 16, pp. 63-68.
- [18] F. Newcombe and W. R. Russel, *Dissociated visual perceptual and spatial deficits in focal lesions on the right hemisphere.*, 1969, Neurol. Neurosurg. Psychiatr, 32, 73-81.
- [19] G. A. Carlesimo and C. Caltagirone, *Components in the visual processing of known and unknown faces.*, 1995, Clin. Exp. Neuropsychol., 17, 691-705.
- [20] G. Kowalski, *Information Retrieval System - Theory and Implementation.*, 1999, Kluwer Academic Publishers, Amsterdam
- [21] G. L. Ahern and G. E. Schwartz, *Differential lateralization for positive and negative emotion in the human brain: EEG spectral analysis.*, 1985, Neuropsychologia, Vol. 23, Issue. 6: 745-755
- [22] H. J. Crawford, S. W. Clarke and M. K. Triolo, *Self-generated happy and sad emotions in low and highly hypnotizable persons during waking and hypnosis: laterality and regional EEG activity differences.*, 1996, International Journal of Psychophysiology, Vol. 24, Issue. 3: 239-266
- [23] H. Ramoser, J. Muller-Gerking and G. Pfurtscheller, *Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement.*, 2000, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, Vol. 8, Issue. 4: 441-446
- [24] J. Man and M. Kamber, *Data Mining: Concepts and Techniques.*, 2006, Morgan Kaufmann Publishers, New York
- [25] J. R. Millan and J. Mourino, *Asynchronous BCI and local neural classifiers: An overview of the Adaptive Brain Interface project*, 2003, IEEE Transactions on

Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Special Issue on Brain-Computer Interface Technology

- [26] K C. C. Chan and A. K. C. Wong, *A statistical technique for extracting classificatory knowledge from databases.*, Knowledge Discovery in Databases, 1991, G. Piatesky-Shapiro and W. J. Frawley, AAAI/MIT press, Cambridge, MA
- [27] K. C. .C. Chan, A. K. C. Wong and D. K. Y. Chiu, *Learning sequential patterns for probabilistic inductive prediction.*, IEEE Trans, Systems Man Cybernet, 1994, 24, 1532-1547
- [28] K. Tanaka, *Inferotemporal Cortex and Object Vision*, 1996, Annual Review of Neuroscience, Vol. 19: 109-139
- [29] M. Kaper, P. Meinicke, U. Grossekaethoefer, T. Lingner, and H. Ritter, *Bci competition 2003-data set iib: support vector machines for the p300 speller paradigm*, 2004, IEEE Transactions on Biomedical Engeneering, 51(6):1073-1076, 2004
- [30] N. Kanwisher, J. McDermott and M. Chun, *The fusiform face area: a module in human extrastriate cortex specialized for face perception.*, 1997, Journal of Neuroscience, 17(11):4302
- [31] O. M. Razumnikova, *Gender differences in hemispheric organization during divergent thinking: an EEG investigation in human subjects.*, 2004, Neuroscience Letters, Vol. 362, Issue. 3: 193-195
- [32] P. Franken, D. J. Kijk, I. Tobler and A. A. Borbely, *Sleep deprivation in rats: effects on EEG power spectra, vigilance states, and cortical temperature.*, 1991, Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol, Vol. 261, No. 1: 198-208
- [33] P. Hagoort, and C. M. Brown, *Gender Electrified: ERP Evidence on the Syntactic Nature of Gender Processing.* Journal of Psycholinguistic Research, 1999, Vol. 28, Num. 6, 715-728
- [34] S. Bentin, T. Allison, A. Puce, A. Perez and G. McCarthy, *Electrophysiological studies of face perception in humans*, 1996, Congnit. Neurosci., 8, 551-565,
- [35] S. Chiappa and S. Bengio, *Hmm and iohmm modeling of eeg rhythms for asynchronous bci systems*, 2004, European Symposium on Artificial Neural Networks EASNN
- [36] S. Heim, *Syntactic gender processing in the human brain: A review and a model.*Brain and Language, 2008, Vol. 106, Iss. 1, 55-64

- [37] S. J. Haberman, *The analysis of residuals in cross-classified tables.*, 1973, Biometrics, 29, 205-220
- [38] S. Olbrich, C. Mulert, S. Karch, M. trenner, G. Leicht, O. Pogarell and U. Hegerl, *EEG-vigilance and BOLD effect during simultaneous EEG/fMRI measurement.*, 2009, NeuroImage, Vol. 45, Issue. 2: 319-332
- [39] T.P. Jung, S. Makeig, M. Westerfield, et al, *Analysis and Visualization of Single-Trial Event-Related Potentials*, Human Brain Mapping, 2001, 14, 166-185
- [40] T. C. Gunter, A. D. Friederici and H. Schriefers, *Syntactic Gender and Semantic Expectancy: ERPs Reveal Early Autonomy and Late Interaction*, Journal of Cognitive Neuroscience, 2000, Vol. 12, No. 4: 556-568
- [41] T. Wang, J. Deng and B. He, *Classifying eeg-based motor imagery tasks by means of time-frequency synthesized spatial patterns.*, 2004, Clinical Neurophysiology, 115(12): 2744-2753
- [42] V. Bruce and A. Young, *Understanding face recognition.* Psychol., 1986, 77, 305-327
- [43] V. D. Pascalis, F. S. Marucci, P. M. Penna and E. Pessa, *Hemispheric activity of 40 Hz EEG during recall of emotional events: differences between low and high hypnotizables.*, 1987, International Journal of Psychophysiology, Vol. 5, Issue. 3: 167-180
- [44] W. E. Vinje and J. L. Gallant, *Sparse Coding and Decorrelation in Primary Visual Cortex During Natural Vision.*, 2000, Science, Vol. 287, pp. 1273-1276
- [45] W. J. Ewens and G. R. Grant, *Statistical Methods in Bioinformatics.*, 2005, Springer, New York.
- [46] X. H. Peng, Y. J. Luo, J. H. Wei and G. F. Wang, *Recognition of Eastern and Western Faces with Internal and External Features: An ERP Study.*, 2003, Space Medicine and Medical Engineering, 2003, 16(2).
- [47] X. M. Ding, *Gender Classification by EEG*, 2010, Bachelor Thesis (Unpublished)
- [48] X. Y. Yong, R. K. Ward and G. E. Birch, *Generalized Morphological Component Analysis for EEG Source Separation and Artifact Removal*, 2009, EMBC, Turkey
- [49] Y. F. Luo, S. Zhou, Y. Jia and T. M. Lu. *Facial sexual feature processing revealed by spatiotempral pattern of event-related potentials.*, 2008, Chinese Journal of Neuromedicine, 7(7)

- [50] Y. Mouchetant-Rostaing and M. Giard, *Electrophysiological correlates of age and gender perception and human faces.*, 2003, Journal of Cognitive Neuroscience, 15(6):900-910
- [51] Y. Mouchetant-Rostaing, M. Giard, S. Bentin, et al, *Neurophysiological correlates of face gender processing in humans.* European Journal of Neuroscience, 2000, 12(1):303-310
- [52] Z. L. Gu, *Gender Classification by EEG*, 2009, Bachelor Thesis (Unpublished)
- [53] Z. L. Gu, L. C. Shi and B. L. Lu, *Evidence of Rapid Gender Processing Revealed by ERSP*, 2011, EMBC, Boston
- [54] S. Makeig, Auditory event-related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 86(4), 1993, PP 283-293.
- [55] S. Thorpe, D. Fize, C. Marlot, Speed of processing in the human visual system, *Nature*, 1996
- [56] H. Kirchner, S. Thorpe, Ultra-rapid object detection with saccadic eye movements: Visual Processing speed revisited. *Vision Research*, 2005

致谢

感谢吕宝粮老师在选题、进行实验、数据分析及论文写作过程中给予的指导，为我在论文题目可行性方面提供了许多宝贵意见,提供了许多相关资料让我阅读;在我没有头绪的时候，指点我下一步的工作，给我继续研究下去的信心；在论文写作过程中，为我指出论文中许多不恰当的表达，并在我遇到写作瓶颈时，为我指明了方向。

感谢石立臣学长在选题、进行实验、数据分析过程中给予我的帮助，最初选题之后，为我讲解 EEG 实验的过程；对我设计的实验提出许多修改建议；在分析数据时提出许多全新分析的角度，帮助我开拓思路。

攻读硕士学位期间已发表或录用的论文

[1] Z. L. Gu, L. C. Shi and B. L. Lu, *Evidence of Rapid Gender Processing Revealed by ERSP*, 2011, 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Boston

附件四

上海交通大学 学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：顾中磊

日期：2012年1月6日

附件五

上海交通大学
学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权上海交通大学可以将本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和汇编本学位论文。

保密 ☐，在____年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名：

顾中铭

指导教师签名：

吴宝璋

日期：2012年1月6日

日期：2012年1月6日