

学校编码: 10384

分类号\_\_\_\_\_密级\_\_\_\_\_

学 号: 24320141152404

UDC\_\_\_\_\_

厦 门 大 学

# 基于脑电信号混合特征提取的情绪识别 模型研究

Research on Emotion Recognition Model Based on Hybrid  
Feature Extraction of EEG

张仕婧

指导教师姓名: 董槐林 教授

专业名称: 计算机科学与技术

论文提交日期: 2017 年 4 月

论文答辩日期: 2017 年 5 月

学位授予日期: 2017 年 6 月

指导教师: \_\_\_\_\_

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

2017 年 4 月

## 厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下，独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果，均在文中以适当方式明确标明，并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范（试行）》。

另外，该学位论文为（ ）课题（组）的研究成果，获得（ ）课题（组）经费或实验室的资助，在（ ）实验室完成。（请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称，未有此项声明内容的，可以不作特别声明。）

声明人（签名）：

年 月 日

# 厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

（     ） 1.经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，于     年     月     日解密，解密后适用上述授权。

（  ） 2.不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年     月     日

## 摘 要

随着计算机技术尤其是人工智能的快速发展,拥有情感、具备表达情感和理解情感的能力已经成为人类与机器之间的重要区别。为了加强人机之间的交流和互动,尤其是发展人机之间带有情感交流的感性沟通,情感计算变得越来越重要,而作为其研究过程中不可或缺的重要环节,情绪识别也逐渐发展成为一大热门的研究领域。情绪识别主要是通过人类用户脸上的表情、说话的语气和语调、身体的姿势和行为以及生理信号等特征,来识别和判断人类用户的情绪状态,而基于生理信号的识别由于难以伪装和隐藏显得更加可靠和真实。

本文以人类脑电图(Electroencephalogram, EEG)信号为研究对象,在阅读、分析大量学术文献的基础上,主要完成了以下研究工作:

(1) 概括总结了基于 EEG 信号进行情绪识别的研究背景及其重要意义、研究现状以及 EEG 信号和情绪等相关基础理论。

(2) 提取 EEG 信号的时频域特征和混沌特征,并将两者融合。为了提取 EEG 信号的时频域特征,本文首先利用小波包变换以 EEG 信号在神经生理学理论指导下的分类为依据提取出其中主要的 5 个频带,然后分别计算各频带的功率谱密度特征和能量特征。接着,引入混沌理论并计算 EEG 信号的关联维数和最大 Lyapunov 指数作为混沌特征,并将两种不同类型的特征进行选择 and 融合最终形成混合特征矩阵。

(3) 使用基于高斯核函数的 LS-SVM 作为分类器,利用一对一的方式解决 SVM 的多分类问题,针对该决策模型可能存在的不可分类区域,提出综合考虑样本分布情况和与分离超平面距离两种因素的判别函数解决模糊分类问题。

(4) 分别针对特征选择和降维、决策模型的优化和不同类型特征融合进行了 3 组对照实验,并分析实验结果。

实验结果表明,本文提取的 EEG 信号的混合特征在进行情绪识别时具有较高的识别度,而本文针对 SVM 分类模型的决策模型完成的优化工作也在一定程度上提高了情绪识别研究的准确率。

**关键词:** 情绪识别; 小波包变换; 混沌理论

## Abstract

With the rapid development of computer technology especially artificial intelligence, owning and expressing emotions have become one of the major differences between human and machine. In order to enhance the communication between human and computer, especially the emotional communication, affective computing is turning out to be more and more important. Since emotion recognition plays a key role in affective computing, it was growing as one of the significant hot spots in recent years. Emotion recognition can identify the emotion of the human mainly by reading the facial expressions, voice intonation, body language and physiological signals of a human. However, since the physiological signals are difficult to hide and camouflage for a human, they are tending to be more reliable and real in emotion recognition.

Based on lots of academic literature, this dissertation takes human EGG signals as the subjects to investigate and completes the following tasks:

(1) Make a summary of the research background and significance of emotion recognition based on EGG signals, the research status and some basic theories about EGG and emotion.

(2) Extract time-frequency features and chaos features of EGG and merge both of them. In order to extract time-frequency features of EGG, this dissertation applies the wavelet packet transformation to extract five main frequency bands in EGG signal under the guidance of neurophysiology theory and calculates power spectral density as well as energy features of each frequency band. This dissertation also introduces chaos theory to feature extraction of EGG and calculates correlation dimension and largest Lyapunov exponent as chaos features. Then mixed the two different types of features to form mixed characteristic matrix.

(3) Take the least squares support vector machine based on Gaussian kernel function as a classifier and apply the way of one-against-one to solve the multi-classification problem. For the non-classified area that may exist for the

decision model, this dissertation also proposes a discriminant function that considering both the distribution of samples and the distance between separating hyperplane and the sample to solve the problem of fuzzy classification.

(4) Carry out four groups of control experiments for feature extraction, optimization of classification model and decision model, and combination of different kinds of features, as well as analysis the results of them.

The experiments show that the features of EGG extracted in this dissertation are working well. At the same time, the optimization for the decision model of support vector machine classification model and is also improving the accuracy of emotion recognition to some extent.

**Key Words:** Emotion Recognition; Wavelet Packet Transform; Chaos Theory

## 目 录

<b>第一章 绪论</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.3 论文主要研究内容.....	6
1.4 论文组织结构.....	6
<b>第二章 相关基础理论与实验数据介绍</b> .....	<b>8</b>
2.1 EEG 信号的基础理论.....	8
2.1.1 大脑的结构及功能.....	8
2.1.2 脑电信号的特点.....	9
2.1.3 脑电信号的分类.....	10
2.2 情绪的基础理论.....	12
2.2.1 情绪理论模型.....	12
2.2.2 情绪诱发.....	13
2.3 SEED 数据库.....	14
2.3.1 SEED 数据库概述.....	14
2.3.2 实验刺激材料.....	15
2.3.3 受试者、实验环境和实验设备.....	16
2.3.4 实验流程和规则.....	17
2.3.5 SEED 数据使用说明.....	18
2.4 本章小结.....	18
<b>第三章 基于 EEG 信号的特征分析与研究</b> .....	<b>19</b>
3.1 特征分析步骤说明.....	19
3.2 时频域特征提取.....	20
3.2.1 小波变换相关理论.....	21
3.2.2 小波包变换相关理论.....	22
3.2.3 基于小波包变换的频带提取.....	25

3.2.4 功率谱密度特征提取.....	27
3.2.5 频带能量特征提取.....	31
<b>3.3 混沌特征参量提取.....</b>	<b>32</b>
3.3.1 混沌的定义.....	32
3.3.2 相空间重构.....	33
3.3.3 关联维数.....	37
3.3.4 最大 Lyapunov 指数.....	39
<b>3.4 混合特征选择.....</b>	<b>40</b>
<b>3.5 本章小结.....</b>	<b>44</b>
<b>第四章 基于支持向量机的情绪识别模型优化.....</b>	<b>45</b>
<b>4.1 支持向量机.....</b>	<b>45</b>
4.1.1 支持向量机基础理论.....	45
4.1.2 最小二乘支持向量机.....	48
4.1.3 常用核函数介绍.....	49
4.1.4 SVM 解决多分类问题.....	50
<b>4.2 支持向量机分类模型训练.....</b>	<b>53</b>
4.2.1 支持向量机参数说明.....	53
4.2.2 支持向量机分类模型训练.....	54
<b>4.3 支持向量机决策模型优化.....</b>	<b>57</b>
<b>4.4 本章小结.....</b>	<b>60</b>
<b>第五章 情绪识别实验结果分析与讨论.....</b>	<b>61</b>
5.1 实验数据及环境.....	61
5.2 特征选择和降维效果讨论.....	61
5.3 决策模型优化效果讨论.....	64
5.4 不同特征分类效果讨论.....	65
5.5 本章小结.....	67
<b>第六章 总结与展望.....</b>	<b>68</b>
6.1 总结.....	68



6.2 展望.....	69
参考文献.....	70
硕士期间发表学术论文情况 .....	75
致谢.....	76

厦门大学博硕士论文摘要库

## Contents

<b>Chapter 1 Introduction .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Research Background and Significance.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Research Status .....</b>	<b>3</b>
<b>1.3 Main Research Contents .....</b>	<b>6</b>
<b>1.4 Structure of Dissertation .....</b>	<b>6</b>
<b>Chapter 2 Basic Theory and Experimental Data .....</b>	<b>8</b>
<b>2.1 Basic Theory of EEG .....</b>	<b>8</b>
2.1.1 Structure and Function of Brain.....	8
2.1.2 Characteristics of EEG.....	9
2.1.3 Classification of EEG .....	10
<b>2.2 Basic Theory of Emotion.....</b>	<b>12</b>
2.2.1 Emotion Model .....	12
2.2.2 Stimulation of Emotion.....	13
<b>2.3 SEED Dataset .....</b>	<b>14</b>
2.3.1 Overview of SEED Dataset .....	14
2.3.2 Experimental Stimuli .....	15
2.3.3 Subjects, Experimental Environment and Equipment .....	16
2.3.4 Experimental Protocol .....	17
2.3.5 Explanation for Use of SEED.....	18
<b>2.4 Summary.....</b>	<b>18</b>
<b>Chapter 3 Analysis and Research on Features of EEG .....</b>	<b>19</b>
<b>3.1 Process of Feature Analysis.....</b>	<b>19</b>
<b>3.2 Time-Frequency Feature Extraction.....</b>	<b>20</b>
3.2.1 Wavelet Transform Theory .....	21
3.2.2 Wavelet Packet Transform Theory.....	22
3.2.3 Frequency Band Extraction.....	25

3.2.4 Power Spectral Density Feature Extraction .....	27
3.2.5 Energy Feature Extraction .....	31
<b>3.3 Chaos Feature Extraction .....</b>	<b>32</b>
3.3.1 Definition of Chaos.....	32
3.3.2 Phase SPace Reconstruction .....	33
3.3.3 Correlation Dimension.....	37
3.3.4 Largest Lyapunov Exponent .....	39
<b>3.4 Selection of Hybrid Feature .....</b>	<b>40</b>
<b>3.5 Summary.....</b>	<b>44</b>
<b>Chapter 4 Optimization of Emotion Recognition Model.....</b>	<b>45</b>
<b>4.1 SVM.....</b>	<b>45</b>
4.1.1 Basic Theory of SVM .....	45
4.1.2 LS-SVM.....	48
4.1.3 Common Kernel Functions .....	49
4.1.4 Multi-classification of SVM .....	50
<b>4.2 Classification Model Training of SVM .....</b>	<b>53</b>
4.2.1 Parameter Declaration of SVM.....	53
4.2.2 Classification Model Training of SVM.....	54
<b>4.3 Optimization of Decision Model .....</b>	<b>57</b>
<b>4.4 Summary.....</b>	<b>60</b>
<b>Chapter 5 Analysis and Discussion on Experiment Results .....</b>	<b>61</b>
5.1 Experimental Data and Environment.....	61
5.2 Effect of Feature Selection .....	61
5.3 Effect of Decision Model Optimization .....	64
5.4 Effect of Different Feature Classification .....	65
5.5 Summary.....	67
<b>Chapter 6 Conclusions and Prospects.....</b>	<b>68</b>
6.1 Conclusions.....	68
6.2 Prospects .....	69

**References .....70**

**Publications .....75**

**Acknowledgements .....76**

厦门大学博硕士论文摘要库

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景与意义

情绪是人类表达情感和诉求的重要媒介，也是人与人之间沟通交流的主要方式，在人类的学习、生活和工作中均发挥着举足轻重的作用。一方面，情绪状态会对人们的生活态度、处事方式以及工作效率产生直接的影响，积极的情绪能够促进身心的健康发展，有利于提高学习和工作效率，更益于帮助人们营造美好舒适的生活氛围；相反，消极的情绪则可能给人们的生活带来诸多不利影响，严重的负面情绪（如抑郁等）不仅可能引起生理上的不适、影响人际交往，甚至可能产生直接危害他人或自身的生命安全的行为（如自杀等）。另一方面，情绪作为人类表达情感和诉求等的一种重要方式，是促进人与人之间的沟通交流、加强人与人之间相互了解与理解的桥梁。

随着计算机技术与人工智能的快速发展，计算机在很多领域已经具备了像人类一样思考问题和处理问题的能力，可以解决很多“看似只有人类智能才能处理的复杂问题”，甚至在运算能力、记忆存储能力等方面远胜于人类。但是，计算机在感性认知方面还存在很大的不足，这也成为人类与机器之间的一个重要区别。所以，为了加强人类与机器之间的沟通，尤其是发展人机之间更加感性的沟通与交流，促进人机交互技术的进一步发展，情绪研究变得越来越重要。正如微软全球执行副总裁沈向洋在 2016 世界人工智能大会上所阐述的，未来人工智能的研究方向更加强调人类与机器之间的感性化交互，尤其是情感计算（Affective Computing, AC）。

AC 的概念最早由 MIT 的 Picard 教授，她定义情感计算为“针对同情绪相关联的、由情绪所引发的抑或是影响情绪产生的众多因素的计算”<sup>[1]</sup>。情感计算的终极目标就是要实现计算机对于世界的感性认知，让计算机可以像人类一样去观察和理解交互对象的情感和诉求，甚至具备情感表达的能力，促进人类与计算机之间在情感层面上的沟通与交流，以实现人类与计算机之间更加有效的、亲切的、自然的交互，使计算机具备更加全面的、更高程度的“智能”。

情绪识别 (Emotion Recognition, ER) 是情感计算过程中必不可少的重要环节, 其主要研究内容为使计算机通过识别人类用户面部的表情、说话的语气和语调、身体的姿势和动作以及生理信号等, 来识别和判断人类用户的情绪状态<sup>[2]</sup>。

McDaniel 等人<sup>[2]</sup>主要研究人类的脸部的表情用于人类的情绪的识别和判断, 参与实验的大学生被要求在与 AutoTutor 软件互动的过程中使用语言阐述其自身的情绪, 在此过程中, 研究人员利用摄像机记录下实验者们的面部表情, 从而对六类基本情绪 (困惑、惊奇、厌烦、沮丧、愉悦和接受) 进行辨别。该研究可以识别除了非常难以与中性表情区别开来的无聊情绪以外的绝大多数的情绪。Lee 等人<sup>[4]</sup>则研究和探索了如何根据对话、演讲等的语音语调等信息来识别人类情绪。根据面部表情和语音信息进行情绪识别的主要问题是信息源容易产生歧义, 并且容易伪装和模仿。除此之外, Bernhardt 等人<sup>[5]</sup>建立了一个根据人类在日常活动中的身体语言 (包括行走、捡拾物体等) 完成情绪识别的系统。

除了依据人类面部的表情、语音语调、肢体语言进行情绪识别, 还有很多研究人员探索研究人类的生理信号与情绪之间的关联。例如, Liu 等人<sup>[6]</sup>通过心血管信号、皮电活动、肌电信号、体表温度等生理信息识别情绪, 开发完成了一个情绪治疗系统, 并已实际应用到针对患有自闭症的儿童及青年的情绪治疗工作中。当然, 脑电图 (Electroencephalogram, EEG) 信号也被用于进行情绪的识别, 并被证明具有更高的正确率和可信度。2009 年, Schaaff 和 Schultz 等人<sup>[7]</sup>率先建立了基于 EEG 信号的情绪识别系统, 用以帮助机器人“理解”人类用户情绪状态。

在医疗健康领域, 情绪识别可以帮助人们获悉情感表达障碍患者 (如植物人、自闭症患者等) 的情感诉求和情感状态, 让人们更好地理解他们的感受和需求, 帮助这类患者更好地与其他人沟通和交流。情绪识别还可以在心理疾病的治疗过程中扮演重要角色, 辅助医生对病人的病情进行诊断, 同时及时预防由严重消极情绪所引发的严重后果。

在信息化教育领域, 更加智能的教育平台可以将情绪识别引入教与学的过程, 建立教学平台与学生之间更加有效的、有“人情味儿”的交互。通过对学生情绪的识别来判断学生对学习内容的兴趣度、注意力集中程度、疲劳程度等, 然后根据具体的情况智能地对学习内容、学习进度等做出合理调整。

在交通安全领域，情绪识别系统能够及时地获取驾驶人员的情感状态和疲劳程度，通过提醒、警报等方式有效地预防由于极端消极情绪（如愤怒、悲恸等）和疲劳驾驶所引发的交通事故的发生。

目前，情绪识别技术已经引起了社会各界的广泛关注与重视，也有越来越多政府部门、专家、学者、科研机构、商业公司等意识到并认同情绪识别研究的社会价值和经济价值，并积极地投入其中。

## 1.2 国内外研究现状

目前，国内外有很多科研人员已经投身到以生理信号为研究对象的情绪识别研究中，涌现出许多值得学习和参考的研究成果。生理信号相较于面部表情、语音语调、肢体语言等其他特征，虽然在数据的收集层面上更加困难，但是由于其所具有的自发性和不受人为控制的特性，使得这类信号难以伪装和隐藏，能够提供更加丰富的信息，用于进行情绪识别研究可以获得更高的真实性和可靠度<sup>[8]</sup>。

以生理信号作为主要研究对象的情绪识别主要包含两个不同的研究方向，即基于自主神经系统（Autonomic Nervous System, ANS）的情绪识别和基于中枢神经系统（Central Nervous System, CNS）的情绪识别。基于自主神经系统进行情绪识别，主要包括基于皮肤温度（Skin Temperature, SKT）、心电图（Electrocardiogram, ECG）、血压（Blood Pressure, BP）、血容量搏动（Blood Volume Pulse, BVP）、肌电图（Electromyography, EMG）、皮电反应（Skin Conductance Responses, SCR）以及呼吸作用（Respiration, RSP）等自主生理信号进行情绪识别<sup>[9]</sup>。

2001年，Picard教授所带领的科研队伍率先以生理信号为主要研究对象开展了情绪识别的研究工作<sup>[10]</sup>，采集实验数据的工作本身就是一个艰难而持久的过程，在长达数周的时间里，每一个受试者被要求单独参与到情绪诱发的实验中，主要包括平和、生气、嫌恶、难过、忧伤、激动、愉悦、畏惧八种情绪，在此过程中采集受试者处于不同的情绪状态时的肌电波、皮肤电导、脉搏波和呼吸。然后分别采用Fisher投影法、序列前向浮动搜索法以及两种算法的混合算法对时频特征进行选择，并以K近邻算法为分类算法进行训练。该研究针对

生气、难过、愉悦三种情绪的分类可以达到 88.3%的准确率，证明了以生理信号为主要研究对象进行情绪识别和判断是切实可行的。

2008 年，Kim<sup>[10]</sup>等人利用音乐对 50 个参与实验的儿童进行情绪诱发，记录他们处于悲伤、生气、紧张、诧异这几种情绪状态时的体表温度、心电波、肌电波、皮肤电传导等生理信号，同时在时间和频率两个维度提取相关特征并进行融合，采用支持向量机算法（Support Vector Machine, SVM）进行训练和建模，最终实现以 78.4%的准确率对这几种情绪进行分类。

通常情况下，自主神经系统中的这些生理信号的变化速度较为缓慢，这使得针对该类信号的采集工作很难取得较高的时间分辨率，所以在实际的应用场景中，很难满足高效识别、实时识别等需求。因此，目前大多数的情感研究工作都侧重于以中枢神经系统为基础进行情绪识别，其中又以基于 EEG 信号的情绪识别研究最为常见。

2009 年，Kristina Schaaff 等人<sup>[12]</sup>利用国际情感图片库（international affective picture system, IAPS）对受试者员进行情绪诱发实验，使受试者员产生积极的、消极的、中性的三类情感，并采集受试者员人脑前额区的 EEG 信号作为实验数据，对三类情绪的识别准确率为 47.11%。

2010 年，Lin 等人<sup>[13]</sup>将 EEG 信号的能量特征引入情绪识别的研究中，在充分考虑处于不同情绪状态时大脑左右脑的能量状态并不完全对称的前提下，第一次提出了基于能量的非对称差（DASM）和非对称熵（RASM）两个 EEG 特征。该项研究不仅在情绪识别方面取得了较好的效果，还从实验的角度印证了神经生理学的相关理论研究。

2012 年，Sander Koelstra, Muhl 等人<sup>[14]</sup>选用 40 段音乐视频作为刺激素材对 32 名受试者进行情绪诱发实验。他们以情绪维度模型为基础采集受试者在不同情绪状态下的生理信号，其中包括 32 个通道的 EEG 信号以及 8 组外周生理信号，分别是皮肤电、皮肤温度、呼吸、血压、眼点和肌电，并用摄像机记录下受试者当时的脸部表情，形成了可用于情绪识别研究的 DEAP 数据库。该数据库还提供了每个受试者在每一次实验中在 4 个维度（主要包括效价、唤醒度、优势度以及喜欢度等）上对自身情绪的主观评价，用以对采集到每组生理数据进行标记。



Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to [etd@xmu.edu.cn](mailto:etd@xmu.edu.cn) for delivery details.

厦门大学博硕士学位论文摘要库