

# 文本复制检测报告单(全文标明引文)

№:ADBD2018R\_2018053015312720180530154822440173962672

检测时间:2018-05-30 15:48:22

检测文献: 53140126\_李鑫\_计算机科学与技术\_基于深度学习的面部表情识别研究与实现

作者: 李鑫

检测范围: 中国学术期刊网络出版总库

中国博士学位论文全文数据库/中国优秀硕士学位论文全文数据库

中国重要会议论文全文数据库

中国重要报纸全文数据库

中国专利全文数据库

图书资源

优先出版文献库

大学生论文联合比对库

互联网资源(包含贴吧等论坛资源)

英文数据库(涵盖期刊、博硕、会议的英文数据以及德国Springer、英国Taylor&Francis 期刊数据库等)

港澳台学术文献库

互联网文档资源

CNKI大成编客-原创作品库

个人比对库

时间范围: 1900-01-01至2018-05-30

## 检测结果

总文字复制比: 2.5%

跨语言检测结果: 0%

去除引用文献复制比: 2.5%

去除本人已发表文献复制比: 2.5%

单篇最大文字复制比: 0.7% (基于支持向量机的表情识别应用研究)

重复字数: [627]

总段落数: [7]

总字数: [25236]

疑似段落数: [6]

单篇最大重复字数: [177]

前部重合字数: [163]

疑似段落最大重合字数: [177]

后部重合字数: [464]

疑似段落最小重合字数: [31]



指标: ☐ 疑似剽窃观点 ☒ 疑似剽窃文字表述 ☐ 疑似自我剽窃 ☐ 疑似整体剽窃 ☐ 过度引用

表格: 0

公式: 5

疑似文字的图片: 0

脚注与尾注: 0

3.2% (96)

中英文摘要等 (总3023字)

4.5% (153)

第一章绪论 (总3368字)

2.9% (177)

第二章面部表情特征提取基础理论 (总6163字)

2.2% (136)

第三章面部表情分类经典方法 (总6286字)

0% (0)

第四章基于支持向量机的表情识别 (总1969字)

0.8% (31)

第五章基于深度学习的表情识别 (总3701字)

4.7% (34)

第六章总结与展望 (总726字)

(注释: 无问题部分 文字复制比部分 引用部分)

## 1. 中英文摘要等

总字数: 3023

相似文献列表 文字复制比: 3.2%(96) 疑似剽窃观点: (0)

1 基于开放式数控系统的软件PLC的研发

3.2% (96)

郭超(导师: 胡世军) - 《兰州理工大学博士论文》 - 2010-10-01

是否引证: 否

2 基于MODIS数据的内蒙古森林净初级生产力遥感估算研究

2.7% (81)

李新(导师: 孙紫英) - 《内蒙古农业大学博士论文》 - 2011-05-01

是否引证: 否

3	高膨胀比向心涡轮的气动设计与数值模拟 郑振江(导师：宋彦萍) - 《哈尔滨工业大学博士论文》 - 2011-06-01	2.4% ( 72 ) 是否引证：否
4	铸钢工艺CAD实用化软件的研究与开发 陈磊(导师：廖敦明) - 《华中科技大学博士论文》 - 2009-05-01	2.3% ( 70 ) 是否引证：否
5	运动编辑系统的设计与实现 戚晶晶(导师：张树君;苗振江) - 《北京交通大学博士论文》 - 2011-06-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
6	港口物流信息管理平台核心模块的设计与研究 李云峰(导师：张吉平) - 《大连海事大学博士论文》 - 2011-05-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
7	从实验语音学角度研究维吾尔语辅音的声学特征 艾合买提江·祖农(导师：地里木拉提·吐尔逊;艾斯卡尔·艾木都拉) - 《新疆大学博士论文》 - 2011-05-20	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
8	实时无缝全景图像拼接技术研究 刘超(导师：黄东军) - 《中南大学博士论文》 - 2011-05-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
9	基于XML模式的异构数据集成中间件研究 张永祥(导师：王波) - 《重庆大学博士论文》 - 2011-04-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
10	电力企业核心业务数据存储方案设计 张健(导师：廖永建;孙书豪) - 《电子科技大学博士论文》 - 2010-09-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
11	基于软计算的数字图像修复算法研究 王权(导师：王兆霞) - 《天津理工大学博士论文》 - 2010-01-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
12	基于J2EE的进销存系统的设计与实现 李秀妮(导师：牛海军;方建民) - 《西安电子科技大学博士论文》 - 2010-06-01	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
13	基于Linux的嵌入式Web服务器网络监控家电开发系统的设计与研究 陈文芳(导师：刘滨) - 《中国海洋大学博士论文》 - 2011-05-20	2.2% ( 68 ) 是否引证：否
14	基于PCI总线的嵌入式加密卡设计 张利民(导师：杨承恩) - 《大连海事大学博士论文》 - 2011-06-01	2.1% ( 64 ) 是否引证：否

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

## 摘要

### 基于深度学习的面部表情识别研究与实现

近些年来, 由于计算机技术的逐渐繁荣, 面部表情识别的研究在当今社会的逐渐成为了人们重点关注的问题。面部表情包含了许多特征, 它传达着在人们交流间的情感信息。在人们之间的情感交流中超过一半的内容都是通过脸部表情表达出来的。同时在这个机器时代, 为了促进人机交互的发展, 更应该进一步深入面部表情识别研究。由此可以看出面部表情识别研究具有较大的社会价值和商业价值。

本文细致的介绍了面部表情识别的国内外近况以及该研究算法实现中的各个环节的基础理论以及经典算法。本文对于表情识别的研究做了两个实验, 分别是支持向量机方法的实验以及基于深度学习方法的实验。在支持向量机的表情识别中, 选用了多样性较强的表情库, 并使用Dlib库提取面部68个特征点, 最后使用SVM分类器对提取好的特征向量进行学习。对于基于深度学习的表情识别的, 此次实验选用了卷积神经网络算法 ( CNN ) 作为特征分类算法, 表情库以及特征的提取采取了和上一实验相同的方法, 网络结构为三层的卷积神经网络结构, 通过此神经网络进行特征学习, 输出层采用Softmax对样本进行分类并输出结果。实验结果表明对与表情库以及特征提取方法相同的情况下, 卷积神经网络算法要比支持向量机的识别效果好很多。

本文细致的介绍了表情识别的两个经典算法的原理以及实现。通过实验结构对比得出基于深度学习的表情识别效果更好。并分析了实验中各个环节中存在的问题, 提出了接下来的工作的研究方向。

关键字：表情识别，深度学习，机器学习

### Abstract

### Research and Implementation of Facial Expression Recognition Based on Deep Learning

In recent years, with the rapid development of computer technology, the study of facial expression recognition has become a hot research issue in today's society. Facial expression contains a lot of information, it conveys the emotional information in people's communication. Nearly half of the information in human emotional communication is transmitted through facial expressions. At in this machine age, in order to promote the development of human-computer interaction, facial expression recognition research is also an important part. This shows that the study of facial expression recognition has great social significance and commercial significance.

This article describes the current situation at domestic and foreign facial expression recognition and facial expression is the basic theory of other links and the classic algorithm. This article has done two experiments on the study of expression recognition, which are support vector machine (SVM) expression recognition and deep learning-based expression recognition. In the expression recognition of support vector machine, a strong diversity of expression libraries was selected, and 68 feature points of the face were extracted using the Dlib library. Finally, an SVM classifier was used to train the

extracted feature vectors. For facial expression recognition based on deep learning, We chose the convolutional neural network algorithm. The expression library and feature extraction were performed in the same way as in the previous experiment. Feature classification uses a three-layer convolutional neural network structure, and Softmax is used as a classification. Device. The experimental results show that the convolutional neural network algorithm performs much better than the support vector machine in the same situation as the expression library and the feature extraction method.

This article introduces in detail the principle and implementation of two classic algorithms for face recognition. The comparison of experimental results shows that facial expression recognition based on deep learning is better. The deficiency of the algorithm in the experiment was analyzed and the next research direction was proposed.

Keywords: facial expression recognition, deep learning, machine learning

## 目录

第一章绪论 .....	1
1.1 研究背景及意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	2
1.2.1 国外研究现状 .....	2
1.2.2 国内研究现状 .....	3
1.3 全文组织结构 .....	3
第二章面部表情特征提取基础理论 .....	5
2.1 图片预处理 .....	6
2.1.2 直方图均衡化 .....	6
2.1.3 去噪 .....	8
2.2 特征提取 .....	9
2.2.1 ASM人脸特征点提取法 .....	10
2.2.2 AAM人脸特征点提取法 .....	11
2.2.3 CLM人脸特征点提取法 .....	11
2.2.4 Gabor小波变换人脸特征提取法 .....	11
2.3 特征选择 .....	12
2.3.1 嵌入式特征选择 .....	12
2.3.2 过滤式特征选择 .....	13
2.3.3 包裹式特征选择 .....	13
2.4 本章小结 .....	13
第三章面部表情分类经典方法 .....	14
3.1 支持向量机理论 .....	14
3.1.1 线性分类器 .....	14
3.1.2 SVM算法核函数 .....	16
3.2 神经网络算法 .....	19
3.2.1 感知器学习方法 .....	20
3.2.2 BP神经网络 .....	20
3.3 本章小结 .....	23
第四章基于支持向量机的表情识别 .....	24
4.1 表情数据库以及特征点定位 .....	24
4.2 基于支持向量机的表情分类 .....	26
第五章基于深度学习的表情识别 .....	28
5.1 卷积神经网络 .....	28
5.1.2 卷积计算层 .....	29
5.1.3 池化层 .....	31
5.1.4 全连接层 .....	32
5.2 基于卷积神经网络的表情识别 .....	33
5.2.1 表情数据库以及特征提取 .....	33
5.2.2 卷积神经网络设计 .....	33
第六章总结与展望 .....	35
6.1 工作总结 .....	35
6.2 工作展望 .....	35

2. 第一章绪论		总字数：3368
相似文献列表 文字复制比：4.5%(153) 疑似剽窃观点：(0)		
1	基于深度学习的AU识别及表情关联规则挖掘研究与实现 郝辰亮(导师：段晓东;逯波) - 《北方民族大学博士论文》 - 2016-04-19	2.3% ( 76 ) 是否引证：否
2	基于着色时间Petri网的工作流建模方法研究与应用 李晓林(导师：李钢) - 《合肥工业大学博士论文》 - 2012-04-01	1.2% ( 39 ) 是否引证：否
3	基于复眼结构的星图识别算法研究 王鹿(导师：张仁斌) - 《合肥工业大学博士论文》 - 2010-03-01	1.1% ( 36 ) 是否引证：否
4	高强度I/O的应用对并行存储系统的挑战和解决方法研究 董文睿(导师：刘光明) - 《国防科学技术大学博士论文》 - 2011-11-01	1.1% ( 36 ) 是否引证：否
5	数据挖掘在海南旅游服务管理中的应用与实现 郑利锋(导师：杨尚明;占永宁) - 《电子科技大学博士论文》 - 2012-04-01	1.1% ( 36 ) 是否引证：否
6	10103513106倪安品[优秀论文]2014-05-22 倪安品 - 《大学生论文联合比对库》 - 2014-05-22	1.0% ( 35 ) 是否引证：否
7	基于确定有限状态自动机的正则表达式引擎的设计与实现 许强(导师：黄健斌;姚铁) - 《西安电子科技大学博士论文》 - 2012-02-01	1.0% ( 33 ) 是否引证：否
8	Squid小文件缓存优化的设计与实现 王铃惠(导师：李小勇) - 《上海交通大学博士论文》 - 2012-01-01	1.0% ( 32 ) 是否引证：否
原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容		

第一章绪论

1.1 研究背景及意义

近几年来，随着计算机视觉技术相关方面持续的进步，社会生活中各个方面的自动化程度不断提高，而对于人机交互的需求也更加强烈。计算机与机器人被期望能够和人类一样具备理解分析和表达情感的能力，从而更好的推进人与机器人之间的关系，也使得计算机可以更好的服务于人类。

面部表情是人由脸部肌肉的运动形成，人们通过这些动作，继而产生表情的变化，用于表达自己的心情 [1]，也是人类情感信息中的重要组成部分。首先根据 Mehrabian[2]的研究，人们之间的交流中，他们大部分通过自己的脸部表情来表达自己的内心想法，其次才是通过口述来进行表达。可见相对于语言，表情能传递更清晰的情感信息，其次脸部表情还属于肢体语言的一种，肢体语言中包含了很多繁杂的人体行为信息，也在人们之间的交流中有着凸出的作用。由此可见人类的情绪信息主要是由面部表情来表现的，而它们正是确认其内在心理的一种表示形式，也正是因为这些原因面部表情研究成为了许多研究领域的交叉点。

面部表情识别涉及计算机视觉、机器学习以及模式识别等多种技术，它应用范围十分普遍，例如：人机智能交互、电动游戏以及医疗等方面。在人机智能交互方面，面部表情识别研究可以方便人们更加自然快速的控制计算机；在电动游戏方面，面部表情识别的加入可以是电动游戏根据玩家的表情作出适当的调整为玩家带来更加愉快的游戏体验；而在医疗等方面，面部表情识别的加入服务机器人更快速的判别病人的状态，并及时报警或作出判断，使机器人提供更优秀的处理能力和更加安全的保障。

在十九世纪末，Charles Robert就在其所著的《人和动物的表情》中表示即使人类和动物有很大的差异，但对于表情他们之间仍有很多联系和相同的地方，这本书中提出了面部表情统一论，指的是人类的面部表情与种族，文化，性别和年纪无关。

1971年，美国心理学家Ekman和Friesen将人类的脸部表情归类为六类，即厌恶、恐惧、悲伤、愤怒、开心、惊讶。其中每种类别都是人类主观体验的准确外部表现模式，这六种表情得到了人们的普遍认可，为后世的面部表情识别研究打下了坚实的理论支持，他们还创立了面部动作编码系统（Facial Action Coding System，FACS），该系统将人类脸分为一个个人脸动作单元，使得计算机能够识别出人们做出的表情。Ekman和Friesen的工作为后世的研究者提供了宝贵的基石，为面部表情识别的研究做出的杰出的贡献。

如今，深度学习在面部表情识别中得到了较多应用。深度学习属于机器学习的延伸，它的提出最初的目的是让计算机模仿人脑处理文字、语音和图像等信息。深度学习的本质是含有多个隐藏层的神机构网络。它通过提出低层特征处理后变成高层表示，以实现对样本数据的分类和预测。深度学习可以归类为有监督学习和无监督学习，但与机器学习不同的是，深度学习在样本集合较大时有更好的表现，将深度学习应用于面部表情识别的研究也推进了该研究相关领域的历程。

目前，面部表情识别和许多人工智能领域相互连通，并成为了当今时代的热点研究问题之一，并取得了众多杰出成果



，推动计算机视觉技术与人工智能领域前进，推动科技发展，此外该研究还具有较强的商业价值，市场前景非常好，因此关于面部表情识别的研究具有较大价值。

1.2 国内外研究现状

面部表情是人们之间交流时传递情感的主要媒介，是情感研究和人类心理学研究的主要领域。对于面部表情识别的研究，国内外研究人员不但钻研于模式识别和理论，还包含识别索引和识别能力发展等方面。目前，对于这方面的研究广泛认同达尔文的表情统一学说，但东方和西方人类面部显著特征的不同以及宗教历史等文化对面部表情造成的影响也成为了当今面部表情识别中的热点问题。

1.2.1 国外研究现状

起初，面部表情识别是由心理学和生理学的研究建立模型，并在20世纪90年代，由A.Pentland 和 K.Mase[3]引入了计算机自动化处理。现如今，国内外学者对于面部表情识别的研究不断的踊跃和深入，在国外的欧美地区、日本和印度都十分重视面部表情识别的研究，并且他们对此加大的努力程度，同时也成立了大量的研究所，而且各国的高校引入了面部表情识别的研究，并已经取得显著成果。比如说美国的麻省理工大学，斯坦福大学，卡耐基梅隆大学以及日本的东京大学等高校均成立了面部表情识别的研究实验室，这些高校都取得了许多比较成功的实验收获。此中相对有名气的有阿姆斯特丹大学的人工需求实现系统情感认知模型，它是N.Frijda 教授提出，主要思想是人的情感的产生和需要在面部表情识别中由重要作用；Ortony, Collins和Clore也适时的宣布了的有名的“OCC”一种识别和确认情感的模型[4]，C.Izard提出的的人类情感四类型发生器构想情感认知模型[5]，英国 Birmingham 大学的哲学家 A.slooman 提出的情感三层体系结构等情感认知模型[6]。

一九九几年，东京大学的 Hara 和 Kobayashi将神经网络与面部表情识别相结合，这种方法需要先定位眼睛、眉毛和嘴的60个面部特征点位置，进而获取特征信息。它训练集不仅有六种基本表情还有多种混合表情，他们成功的将表情识别准确率提升到了70%。MIT实验室的Pentland教授和左志工学院A.Essa教授通过输入数据样本序列研究人类的面部运动单元，结合面部几何特征和肌肉模型使脸部表情识别准去率提升到98%。

1.2.2 国内研究现状

我国开启表情识别研究的时间较晚，最早是在1997年由哈尔滨工业大学将表情识别的研究引入中国，现在，我国很多高校都在进行这方面的研究。2003年，国际情感计算机智能交互学术会议以及中国情感计算与智能交互学术会议[7]第一次举行，大大的提升了面部表情识别在中国学术领域的热度。目前我国已获得了许多卓越的成果，主要研究内容包括：人工神经网络（ANN）、线性判别分析算法（LDA）、人脸建模和特征脸的研究、支持向量机（SVM）、检测疲劳驾驶等领域。北京科技大学某研究梯队将面部表情识别与机器人研究相结合，哈尔滨工业大学是最早开展面部表情识别的研究梯队，其中吴伟国教授致力于人工智能机器人，研发了具有面部表情识别和在现机制功能的仿人头机器人，能够辨认六种基础表情，并且准确率达到80%以上。

面部表情识别不仅具有科技研究价值还具有较强的商业价值，因此全球各大高校研究所以及IT龙头都在紧密的跟进面部表情识别的研究。如今，在这个21世纪科技飞速发展的时代，面部表情识别研究也因机器视觉技术与计算机视觉技术等相关研究领域的发展而飞速发展。

1.3 全文组织结构

本文研究了基于支持向量机方法与基于深度学习方法的两种表情识。本文文总有六章，具体论文结构如下：

第一章绪论部分。讲述了面部表情识别的研究背景和意义，并详细讲述了该研究的近况，最后给出了全文的组织结构。

第二章面部表情特征提取基础理论部分。介绍了面部表情识别中的图片预处理环节、特征提取环节以及特征选择环节的基础理论。其中图片预处理中主要介绍了图片预处理的作用以及直方均衡化和去噪这两种经典预处理方法。特征提取中主要介绍了ASM算法、AAM算法、CLM算法以及Gabor小波变换法这五种特征提取方法的原理。特征选择这部分介绍了特征选择的作用以及三种方法：嵌入式特征选择、过滤式特征选择和包裹式特征选择。

第三章面部表情分类经典算法部分。本章介绍了面部表情分类的几种经典算法，并着重解释了支持向量机理论以及BP神经网络的基本原理和推导过程。

第四章基于支持向量机的表情识别部分。本章讲述了基于向量机的表情识别实验。介绍了表情识别的流程、表情库以及6种表情、基于Dlib库的特征定位以及特征提取、基于SVM算法的特征分类。着重介绍了介绍了SVM分类器的类型、核函数的选择以及训练的流程。

第五章基于深度学习的表情识别。本章介绍了卷积神经网络的原理以及相关的组成部分。紧接着介绍了本次实验使用的神经网络结构，以及实验流程和实验结果。

第六章总结与展望。在这一章总结了整个毕业设计的所有工作以及对之后研究工作的展望。

指 标
疑似剽窃文字表述
1. 六章，具体论文结构如下： 第一章绪论部分。讲述了面部表情识别的研究背景和意义，并详细讲述了该研究的近况，最后给出了全文的组织结构。

3. 第二章面部表情特征提取基础理论

总字数：6163

相似文献列表 文字复制比：2.9%(177) 疑似剽窃观点：(0)

1	基于支持向量机的表情识别应用研究 张佳敏(导师：蒙建波;卫恩泽)-《重庆大学博士论文》-2015-04-01	2.9% ( 177 ) 是否引证：否
---	---	------------------------

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

第二章面部表情特征提取基础理论

面部表情识别的研究主要研究方法是传统机器学习法（简称传统方法），传统方法存在历史悠久，目前对于传统方法的研究较多，且框架稳定，也已经取得了许多卓越的成果。面部表情识别的传统方法一般由三个部分构成：人脸定位、特征提取和特征分类，其中特征提取较为重要。人脸定位是指在输入图像中定位人脸的位置并将其从图片中抽离出来；特征提取是在人脸中提取出用于表达面部表情的显著特征；特征分类依据特征提取所获得的特征向量进行训练，最后预测出它所属的表情分类。

人脸定位特征提取特征分类归一化静态提取运动提取识别理解脸部特征信息脸部整体信息人脸分割尺寸姿势背景分离特征分离基于图像基于模型差图像模式跟踪脸部运动编码情感映射特征表示模型参数基于肌肉人脸定位特征提取特征分类归一化静态提取运动提取识别理解脸部特征信息脸部整体信息人脸分割尺寸姿势背景分离特征分离基于图像基于模型差图像模式跟踪脸部运动编码情感映射特征表示模型参数基于肌肉

图2-1 传统表情识别系统框图

传统面部表情识别的基本框架[8]如上图2-1所示，图中给出了传统面部表情识别的三大主要模块，以及每个模块所涉及的知识点。例如人脸定位包括脸部特征信息以及脸部整体信息，特征提取分为静态特征提取和运动特征提取，特征分类又分为识别与理解两个部分。在这三大主要模块之间还有一些不可缺失的操作。例如在人脸定位和特征提取之间，需要进行人脸归一化处理，主要是统一人脸尺寸以及姿势，形成标准脸；除了归一化还需要人脸分割，人脸分割的作用是将归一化之后的人脸从从图像的背景中剥离出来，有时还包括特征分离；在获得了面部主要特征后还需要特征表示这一步骤，共有两种方法模型参数和基于肌肉。目前，随着表情识别研究成为当今科研界的热门研究问题，表情识别的中各大算法已经得到了许多优化和改进。

2.1 图片预处理

图片预处理是面部表情识别中必不可少的一部分，因为光线分布不均或信道噪声等原因，可能使计算机采集的图片无法突出面部特征，使图片质量降低，降低特征提取、特征分类的正确率，因此在进行具体的识别之前之前需要预先的处理例如降噪，色彩空间变换、增强对比度和边缘检测等，以达到消除图片中的无用信息，增强并恢复有关信息，最大可能的简化数据，为特征提取、特征分类提供可靠性。

在图像输入时，计算机所捕获的图片多为彩色图片，在计算机中这些颜色通过色彩空间所表示，经常使用的有RGB、CMYK、Lab等，在计算机显示图片时普遍使用RGB（X,Y,Z）模式，其中X代表红色的色强，Y代表绿色的色强，Z代表蓝色的色强，它们的取值范围为0-255，因此它们可以组成表示256\*256\*256种不同的颜色。在图片预处理中常把图片首先转换为灰度空间，不同于RGB彩色空间的3个通道，灰度空间只有一个通道我们用H代表，且并不是用于表示颜色，而是表示亮度，取值范围为0-255,当值为最小时表示黑色，当值为最大时表示白色。之所以将RGB图像转变为灰度图像是因为灰度图像更加简洁，可以突出图像的重点，并且在计算机运算时更加快速。将RGB（X,Y,Z）色转为灰度图片的常用方法有：

基础公式：Gray = X\*0.299 + Y\*0.587 + Z\*0.114#2-1

整数算法：Gray = X\*30 + Y\*59 + Z\*11 + 50100#2-2

2.1.2 直方图均衡化

光线不足或人脸与背景色相近等原因，使得计算机捕捉到的图片可能存在对比度不足，质量较差等问题，为了解决这类问题，图片预处理的过程中我们需要增强图片的对比度，从而保证图片的有用信息。提高图片对比度的方法有直接对比度加强法和间接对比度加强法。直方图均衡化属于常用的间接对比度加强方法，它对光线不足或光线过强造成模糊的图片有比较好的效果。同时这种效果并不是不可逆转的，只要知道它的直方图换函数，便可以将已经处理过的图片恢复。直方图均衡化通常的作用对象是对灰度图像，实现对比度的加强靠使用累积函数修改图像灰度值。主要思想是将图片的进行非线性拉伸，并整理图片的像素值使灰度范围内像素大致相同，即使图片的灰度直方图从局部密集改为整个灰度空间内均衡分布。

变量a在[0,1]区间内标准化后，a=0代表黑色，a=1代表白色，变换函数s=T(a),0=<=a<=1。变换函数必须符合两个要求，如下所示：

1.T（a）是初等连续函数，并且在定义域内单调递增

2.对0<=a<=1，0<=T(a)<=1，T的变换如下：

图2-2 T(a)变换图

通过变换函数，使得像素值在全部灰度空间内均匀分布，从而起到了加强对比度的作用，我们可以通过下面两个图像展示，如下所示：

图2-3 原始图片及其灰度直方图

图2-4 直方均衡化后的图片以及其灰度直方图

### 2.1.3 去噪

在计算机的图像的输入过程中存在许多影响因素，图像经常会遭到噪声的影响，使图像的质量变低，如果图像存在噪声不仅影响视觉效果，还会影响特征提取的准确率。我们面对的也是经常遇到的主要存在的噪声包括脉冲噪声和高斯噪声，对于前者，我们可以使用统计排序滤波器来去除它所带来的干扰，它的中心思想是图像的灰度空间中按某种规则进行排序，然后将空间中的像素改为排序后的顺序值。按照像素值排序规则的不同可分为中值滤波器，最大值滤波器以及最小值滤波器，其中使用前者能够较好的减弱椒盐噪声。高斯噪声是指符合高斯概率分布的一种噪声，而对于其产生影响我们采用线性滤波性来解决，它的原理是首先定义一个灰度空间大小的窗口，窗口中设置好掩模系数，然后将窗口不断滑过图像进行卷积运算从而消除噪声，最后得到滤波处理后的图像。

如下图为原始图片和去噪后图片的对比：

图2-5 左图为未经处理的图像，右图为去噪后的图像

### 2.2 特征提取

在面部表情识别研究中，特征提取是一个十分重要的环节，面部特征点的精准特征分类十分重要。它提取的特征主要由眉毛、眼睛、鼻子和嘴组成，将特征点从图像中提取出来，表示成了特征向量。许多人为保证特征点的准确性选择手工标记特征点，这种方法固然准确，但却需要花费大量时间，而且在面部大量数据的时候显然不可能实现，对于自动提取特征点来说没有实际意义。

对于目前的面部表情识别研究中，面部特征点的定位精度还不能适应繁杂的背景和复杂的特征，所以为了使面部表情识别系统更加精准使用的，必须更加深入的研究面部特征点的定位检测。面部特征点的检测具有5个里程碑式的发展：Cootes提出的的ASM算法和Cootes的AAM算法、Cristinacce的CLM算法（Constrained Local Model）、Dollar的cascaded Regression算法。将深度学习方法CNN应用到人脸特征点定位上，如下面的表格是分类好的面部特征提取方法：

表2-1 面部特征提取法

全局方法局部方法

静态特征提取模型特征活动形状模型活动外观模型点分布模型标号图方法[9] 不同视角的双视图像定位特征点几何脸模型两视角点模型

图像特征 PCA变换神经网络[10] 直接特征提取流行特征双视面模型（正面、侧面）局部PCA高梯度分量模型亮度轮廓等强度轮廓模型

频域特征整体Gabor小波变换眼睛和嘴巴部位的Gabor小波变换

运动特征提取稠密流光运动模型稠密流局部稠密流方法参数运动模型

续表2-1 面部特征提取法

运动特征提取特征跟踪差图像标记点面部肌肉运动的物理模型眉毛、嘴巴和眼睛的特征点跟踪[11]全局差分图像局部差分图像特征点跟踪高亮区域特征点标记跟踪

#### 2.2.1 ASM人脸特征点提取法

ASM（Active Shape Model，活动形状模型）方法是特征点提取的方法[12]，它的中心思想是：首先选取用于训练数据，然后使用特征点描述目标的全部样子，为了得到的特征点描述的目标的样子尽可能相似与原始目标的样子，对目标的样子进行匹配和建立模型，利用建立的模型在测试集中匹配相似的形状从而定位到目标的位置，它是基于统计学习模型的。

ASM算法和大部分统计学方法相同由两部分组成：训练（Train）和搜索（Test）。训练的流程如下：

1. 首先构建人脸的形状模型，并选取若干人脸作为训练的人脸库，其次在人脸图像中标记五官和轮廓的n个特征点。
2. 其次记录特征点的相对坐标，对每一个人脸特征点坐标构建成特征向量： $X=\{x_0, y_0, x_1, y_1, \dots, x_{n-1}, y_{n-1}\}^T$ ，从而获得整张人脸的特征向量组；
3. 在通过平移、扭转、放大缩小等操作改变分布模型，将人脸进行归一化和对齐处理以达到统一的标准。这个统一的标准就是标准脸。

4. PCA降维，通过PCA降维降低关键维度的影响，减少不必要的数量，增强有效信息的可用性。

5. 为特征点构建局部特征用于后续搜索，一般采用梯度特征描述法，而特征点与图像特征的对比采用马氏距离。

搜索的流程为：

1. 首先一句人脸检测结果计算五官的位置坐标，并对齐人脸；
2. 其次在每一个特征点附近进行搜索，并匹配计算得出新的位置，最后得到仿射变换函数，一直迭代1,2步直至算法收敛。

ASM算法的应用十分广泛，二十一世纪初，Y, Chang以及R, Feris等人提出了基于流行的人脸表情识别框架模型，系统框图如下。该模型由两部分组成：图形空间和嵌入空间，它使用了ASM特征提取算法完成了建立类属以及学习训练过度模型的作用，从而提取出面部表情的特征向量。

获取视频提取特征表情流行合成视频概率模型检测视频特征点嵌入视频识别结果ASM嘴部表情嵌入condensation嘴部表情嵌入ASMASMASM模型获取视频提取特征表情流行合成视频概率模型检测视频特征点嵌入视频识别结果ASM嘴部表情嵌入condensation嘴部表情嵌入ASMASMASM模型

图2-6 基于流行的人脸表情识别框架模型



### 2.2.2 AAM人脸特征点提取法

AAM ( Active Appreance Model , 活动外观模型 ) 方法与ASM方法不同的是增添了人脸的纹理信息, 特征点定位时结合了统计人脸形状和人脸纹理以创建外观模型[13]。可以理解为: 面部表情 = 人脸形状 + 纹理信息, 从根本上讲, **AAM算法是ASM算法的升级版。图像的纹理信息指的因图像中目标的重复出现而产生的灰度值的规律分布, 它描述了色彩空间内的颜色和光的强度的分布。**AAM算法再对人脸形状和纹理统一建模后, 也需要训练和搜索两部分, 这两部分的内容和ASM算法大致相同。

### 2.2.3 CLM人脸特征点提取法

CLM ( Constrained Local Model , 约束局部模型 ) , 该方法的实现过程是首先初始化标准脸的位置, 然后在每个特征点的邻域内匹配真正的特征点, 从而达到定位特征点的目的。CLM吸取了ASM和AAM的一些长处, 摒弃了AAM中的纹理建模, 在ASM的基础上增加了特征点局部纹理, 使得CLM均衡了ASM算法的效率和AAM算法的效果。

### 2.2.4 Gabor小波变换人脸特征提取法

Gabor小波变换是在1946年由D.Gabor提出的, 它比较接近于人类的视觉系统中的简单细胞的视觉刺激反应 [14]。Gabor小波变换不仅可以提取出特征的局部信息还可以提取频率信息, 并且它还具备很好的方向选择和尺度选择特性[15]。Gabor小波变换对于光强变化并不敏感, 所以对光强变化有较好的适应性。Gabor小波变换在信号处理、图像处理等非线性数据处理中具备较好的能力。Gabor小波变换优点有: 首先Gabor小波变换具备凸出的统筹信号在时空域和频域中的辨别能力, 其次Gabor小波变换还可以加强面部表情的关键特征, 并具备良好的提取特征频率信息的能力, 它还可以很方便的改变滤波器的方向、基频带宽及中心频率等参数。

在面部表情识别研究中, Gabor小波滤波器是特征提取中的最常用的方法。

Gabor小波滤波器处理输入人脸 $I(x)$ 的族函数如下:  $\phi_{u,v}(x) = \exp(-\frac{1}{2}(\frac{x - x_0}{\sigma_x})^2 - \frac{1}{2}(\frac{y - y_0}{\sigma_y})^2) \exp(i2\pi(\frac{(x - x_0)\cos\theta + (y - y_0)\sin\theta}{\lambda}))$

其中 $x$ 为二维坐标;  $u, v$  为Gabor小波滤波器的特征频率( $u$ 表示方向,  $v$ 表示尺度)。

## 2.3 特征选择

特征提取后, 计算机获得了人脸库的特征向量, 但在对这些特征向量计算的过程中常常会遇到特征维度过量的问题。特征选择 ( Feature Selection ) 刚好能够解决这个问题, 它的做法是在现有的提取出来的全部特征向量中挑选出一部分适合研究的特征向量。一个使用的学习样本能够使学习算法获得更好的学习效果。完成特征选择后能够实现以下三个目的: 首先它减少许多与实验**不相关的特征, 使得学习模型更容易理解, 其次它提高了计算机处理图片的速度和学习机器的效率**, 再有经过特征选取可以提高模型泛华的能力, 减少过拟合。特征选择分为嵌入式特征选择(Embedded)、过滤式特征选择 ( Filter ) 和包裹式特征选择 ( Wrapper ) [16]这三种方法。

### 2.3.1 嵌入式特征选择

在嵌入式特征选择算法中, 特征选择算法镶嵌于学习算法, 这两个算法融为一体在同一过程中完成即学习的过程中自动进行特征选择, 决策树算法就是一种嵌入式选择, 它在生成足够多的树干后, 进行剪枝操作, 只留下合适的分支。

### 2.3.2 过滤式特征选择

过滤器特征选择方法在早期使用广泛, 过滤式特征选择独立于学习方法, 它先进性特征选择, 在执行学习算法。它的评价标准是由特征子集中的每一个特征的性质所决定, 因此过滤式特征选择具备其他两种特征选择算法所不具备的通用性。为获得较高的准确率, 对于样本 $X$ , 过滤式特征选择往往选择和 $X$ 距离最小的距离、特征等作为特征向量。过滤式特征选择与学习方法无关且通用性好, 当应用于大型数据时可快速过滤掉无效特征。也正是因为它独立于学习方法, 使得其选择的特征向量在分类准确率方面低于包裹式过滤选择。

### 2.3.3 包裹式特征选择

包裹式特征选择结合了特征选择和学习方法, 它依据学习方法的性能来评价特征的选择。包裹式特征选取中用于评价特征的学习方法有很多, 例如: 贝叶斯分类器、神经网络以及lasso算法[17]等。总的来说包裹式特征选择不同于其他两种特征选择方法, 它具备较好的特征子集分类性能, 但它所选的特征子集通用性较差, 因此不适用于大数据集的处理。

## 2.4 本章小结

本章主要讲述了图像预处理和图像特征提取一起特征选择的基础理论。在图片预处理方面讲述了色彩空间与灰度空间之间的转换, 以及增强图片对比度的直方图均衡化方法和主要的几种去噪方法; 在特征提取中, 讲述了特征提取的作用和特征提取中里程碑式的算法: ASM算法、AAM算法、CLM算法以及这几种算法的优点和缺点, 以及特征提取中最常用的方法Gabor小波变换; 当面对特征维度过大影响后续环节处理时, 特征选择的重要性就体现出来了, 它能够使模型泛华能力增强并减少过拟合, 本章介绍了特征选择的作用以及三种常用方法的主要内容。

## 指 标

### 疑似剽窃文字表述

#### 1. 对于自动提取特征点来说没有实际意义。

对于目前的面部表情识别研究中, 面部特征点的定位精度还不能适应繁杂的背景和复杂的特征, 所以为了使面部表情识



别系统更加精准使用的，必须

2. AAM算法是ASM算法的升级版。图像的纹理信息指的因图像中目标的重复出现而产生的灰度值的规律分布，它描述

#### 4. 第三章面部表情分类经典方法

总字数：6286

相似文献列表 文字复制比：2.2%(136) 疑似剽窃观点：(0)

1	基于改进粒子群优化BP网络的城市用水量预测 朱兴统; - 《计算机与现代化》- 2012-08-30 1	0.9% ( 55 ) 是否引证：否
2	基于组块分析的中文短语情感倾向研究 孙慧(导师：关毅) - 《哈尔滨工业大学博士学位论文》- 2010-06-01	0.7% ( 42 ) 是否引证：否
3	基于外积FLNN的非线性系统辨识 李萍;吴乐南; - 《微计算机信息》- 2006-02-10	0.5% ( 34 ) 是否引证：否

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

#### 第三章面部表情分类经典方法

面部表情识别实质上就是模式识别，它包含了统计学，计算机视觉和机器学习等多个范畴。目前面部表情识别研究已经较为成熟，并且它在社会生活的各个领域都具有很大的潜在价值。本章主要介绍面部表情分类的2种经典方法：支持向量机以及神经网络的表情分类算法。

##### 3.1 支持向量机理论

1995年，美国AT实验室的Corinna Cortes和俄罗斯科学家Vladimir Naumovich Vapnik提出了支持向量机理论 ( Support Vector Machine, SVM ) [18]。这个方法实际上是一种有监督机制的学习方法，它主要应用于模式识别，比较适用于数据样本量较小的情况。支持向量机理论属于机器学习方法中的经典算法，它具备较好的均衡小样本数据在模型的复杂性和泛华能力，实现经验风险和置信的最小化，正是因为SVM的这些性质，使得技术在数据样本量较少的情况下，仍能获得较好的学习效果。而支持向量机的本质是一个而分类学习方法，可以解释为在数据特征空间里寻找最大间隔的超平面的线性分类器，所以想要学习支持向量机方法先要了解线性分类器。

##### 3.1.1 线性分类器

线性分类器的作用是将属于两种不同类别的数据样本分隔开。假设 $x$ 代表数据样本点， $h(x)$ 表示数据类别，用 $h(x)=1$ 和 $h(x)=-1$ 表示两个不同的类别。线性分类器的作用就是在这些数据样本点的原始空间找到一个超平面 ( Hyper Plane )，这个超平面的能够分开特征空间中的两类不同数据样本点，超平面的方程式为： $WTx+b=0$  #3-1

##### 图3-1 线性分类示例图

如上图3-1，对于一个二维平面，平面上的数据样本点分为两种类别，分别用 $\circ$ 和 $\times$ 表示。首先默认这些数据样本点线性可分，即在这个二维平面中存在一个超平面将两类数据点分开，超平面一侧的数据样本点对用类别 $h(x)=-1$ ，另一侧数据样本点对应类别 $h(x)=1$ 。

在这里我们用分类函数 $f(x)=WT^*x+b$ 代表超平面， $f(x)$ 等于0表示数据点样本 $x$ 在超平面上， $f(x)$ 大于0代表数据样本点属于 $h(x)=1$ 类别， $f(x)$ 小于0表示数据点属于 $h(x)=-1$ 类别[19][20]。

##### 图3-2 线性分类示例图

通俗的讲当我们分类时，遇到数据样本点 $x$ ，计算 $f(x)$ ，若 $f(x)$ 小于零 ( 即 $W^*x+b<0$  )，则为 $x$ 赋值-1，若 $f(x)$ 大于零 ( 即 $W^*x+b>0$  )，则为 $x$ 赋值1，而 $|w^*x+b|$ 表示数据样本点 $x$ 到超平面的距离，通过观察 $f(x)=W^*x+b$ 的符号和标记类 $h(x)$ 的符号判断分类是否正确。因此我们可以用函数间隔 $r_{\Lambda}=h(x)*(W^*x+b)=h(x)*f(x)$ 的符号来判断分类是否正确。当 $r_{\Lambda}$ 小于零时，代表数据样本点 $x$ 的分类错误，当 $r_{\Lambda}$ 大于零时，代表数据样本点 $x$ 的分类正确。

假定 $T$ 代表总数据样本集合， $(x_i, h(x_i))$ 代表数据样本点 $x_i$ 的编号以及分类标号， $(W, b)$ 代表超平面，函数间隔取值为超平面和 $T$ 中全部样本数据点 $(x_i, h(x_i))$ 的函数间隔中最小的那一个 ( 其中 $x$ 代表特征数据点， $h(x)$ 代表类别标签 )。

虽然函数间隔可以用来判断分类预测的是否正确，但想要确定一个超平面，不仅需要计算函数间隔还需要计算几何间隔。因为会出现有以下状况：当我们以相同的比例系数调整 $W$ 和 $b$ 的值，此时函数距离 $r_{\Lambda}$ 会因此改变，而超平面却没有受到影响未产生变化。为了解决这一情况，我们对向量 $w$ 加以束缚，这样就可以算出真正的数据样本点和超平面的之间的距离，我们将其成为几何距离。

假定对于某一特征空间的数据样本点 $x$ ，做它在超平面上的投影得 $x_0$ ，向量 $w$ 代表垂直超平面的一个向量，如下图所示：

##### 图3-3 几何间隔

由平面几何距离公式可得： $X=x_0+r^*WW$  #3-2

因为 $x_0$ 是超平面上数据样本点 $x$ 的投影，所以 $f(x_0)=WT^*x+b=0$ ，将公式 $WT^*x+b=0$ 带入式子 ( 3-3 )，可得超平面方程为 [21]： $f=WT^*x+bW=fxW$  #3-3

此时得到的 $r$ 是带有符号的，未得到 $r$ 的绝对值我们在式子左右同时乘分类标识 $h(x)$ ，得到我们想要的几何间隔

[22]： $r\sim=hx^*r=r_{\Lambda}W$  #3-4

由上面两个间隔的定义以及推导过程可以看出，对一个数据样本点的分类，随着几何间隔的增大，分类的准确率也在提

高。对于一个样本数据几何几何距离的取值为这个集合中全部样本点到超平面的间隔最小的那一个，最大化这个几何间隔就可以提高数据样本点的分类准确率。

### 3.1.2 SVM算法核函数

在支持向量机方法中超平面的选择标准是尽可能的最大化超平面距离其两边数据样本点的距离，可以称其为最大间隔超平面。

最大间隔超平面的目标是最大化几何间隔： $\max(r\sim)$ ，也就是指最大下图3-4中的几何间隔。

几何间隔几何间隔

图3-4 几何间隔

为了完成最大化几何间隔的目的，我们定义了如下公式： $h(x_i)(W^T x_i + b) = r_{\Lambda} \quad i=1,2,\dots,n$

其中 $r_{\Lambda} = r\sim / \|W\|$ ，为了方面推到和优化，我们将 $r_{\Lambda}$  设置为1，此时上述公式转化为： $\max$

$r\sim = \max_{i=1,2,\dots,n} W^T x_i + b \geq 1$

由式子(3-6)可知，最大化间隔就是指最大化 $1/\|W\|$ ，其中 $1/\|W\|$  代表几何距离 $r\sim$ 。

由于最大间隔可以获得最大化稳定性与辨别的确信度，从而获得的较好的通用性等，也就是说支持向量机方法是通过使用最大化几何间隔分类器的原理在特征空间中寻找最好的超平面。为方便问题的解决，我们将最大化式子 $1/\|W\|$ 可以变化为最小化式子 $\|W\|^2$ ，这样问题就转变为更好解决的凸优化问题。此时目标函数 $\|W\|^2$ 是一元二次方程，约束条件是一元一次线性方程，我们可以引用拉格朗日函数解决这个问题，其中 $\alpha_i$ 为拉格朗日函数的对偶变量， $\alpha_i > 0, i=1,2,\dots,n$ ： $L(W,b,\alpha) = \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (W^T x_i + b - 1)$

第一步：首先不考虑参数 $\alpha$ ，要求因变量L关于自变量W和b最小化，对式子(3-7)分别求W和b的偏导 $\partial L / \partial W$  和 $\partial L / \partial b$ 并令这两个式子为0，求奇点。 $\partial L / \partial W = 0 \quad W = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i$   
 $\partial L / \partial b = 0 \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$

将这两个式子的计算结果带入式子(3-7)可得： $L(W,b,\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j$

第二步求对偶变量 $\alpha$  的极大值： $\max_{\alpha} L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad \alpha_i \geq 0, i=1,2,\dots,n$

经过上面的公式推导，我们已经获得了一个最大间隔分类器，这个分类器可以看作是仅能学习线性可分数据集的一个支持向量机。而对于那些线性不可分的数据集仅靠支持向量机无法处理，需要借助核函数，通过核函数可以将原始数据空间内的线性不可分数据映射到高维特征空间，在这个高位特征空间支持向量机便可以找到一个最有分类超平面，这样就解决线性不可分数据无法直接处理的问题，如图3-5所示：

图3-5 原始数据空间从低维到高维的映射

假设类型函数： $f(x) = W^T \phi(x) + b$

其中 $\phi(\dots)$ 代表数据样本点x从原始空间到某个高维空间的映射，此时创建非线性学习器需要两步：**首先使用核函数将非线性可分的数据集映射到一个高维特征空间，在这个特征空间可以使用线性学习的方法进行分类学习。**分类判断还可以用测试集和训练集中的数据点的内积来表示： $f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i^T \phi(x) + b$

这里的 $\phi$ 代表从原始空间X到内积特征空间的映射，对式子中的 $\alpha$  通过求解对偶问题得到： $\max_{\alpha} L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad \alpha_i \geq 0$

通过这一过程看出，不管是高维空间还是低维空间都不影响分类函数的决策，因此支持向量机方法具备较好的泛华能力。通俗的讲，SVM算法的执行就是通过使用核函数使得样本数据点映射到高维数据空间，再在此空间中找到超平面的过程。

支持向量机算法具备很多独特的优点。首先，支持向量机将线性不可分的样本数据集通过使用核函数将其映射到高维特征空间，较好的解决了样本数据集线性不可分的问题；其次，支持向量机方法中的分类结果有支持向量决定，因而仅需要少数支持向量就可以判断分类结果，这种做法剔除了大量用于样本数据，防止了维度灾难的发生，这也使得支持向量机方法具有较好的性能；支持向量机方法是适用于小样本数据量的学习方法，仅需要进行从训练集合到分类集合的转导推理，相对于传统的分类算法得到了很大的简化。

### 3.2 神经网络算法

要说到机器学习中使用最广泛的算法，那一定是神经网络算法了，它十分擅长处理非线性可分形数据集，且模型简单好实现。接下来我们以BP神经网络为例介绍神经网络的原理。**Rumelhart和Ac Celand等科学家提出了误差反向传播算法(Error Back-propagation Training, BP网络算法)**，它是一种有监督的多层前馈人工神经网络[23]。该算法能够在训练的同时可以不断地依据计算出来的误差修改神经网络各层连接之间的权值和阈值，从而获得较高精度的拟合模型。

#### 3.2.1 感知器学习方法

感知器可以看作是一个单独的神经网络，感知器最大作用就是对输入的样本数据进行分类决策，所以我们可以称感知器为分类器。下图3-6为感知器的结构。

感知器的学习模型为： $H(x) = f(W^T x - \theta)$

其中 $f[\dots]$ 为阶跃函数， $\theta$ 为阈值，输入样本数据x，靠感知器的输出的 $h(x)$ 的值进行对样本数据分类，其中当 $W^T x - \theta$ 大于0时 y取值为1，当 $W^T x - \theta$ 小于0时  $h(x)$ 取值为-1。 $h(x)=1$ 和 $h(x)=-1$ 分别代表两不同的类别。而 $W^T x - \theta = 0$  是两种类别的分类界限。

.....

图3-6 感知器结构

感知器学习算法通过找出适合的权系数序列 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ ，使得学习算法对一个特定的样本 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 产生类别标签 $d$ ，当样本数据 $x$ 属于类别 $M$ 时，类别标签 $d=1$ ，当样本数据 $x$ 属于类别 $N$ 时，类别标签 $d=-1$ 。为了方便参数的修改，我们将阈值 $\theta$ 加入全系数序列 $W$ 里，为样本 $X$ 也需要增添一个分量 $X_{n+1}$ ，其中 $W_{n+1}=\theta$ ， $X_{n+1}=1$ ，此时感知器的输出表示为： $hx=fi=1n+1WiXi\#3-18$

### 3.2.2 BP神经网络

这里我们通过一个简单的BP神经网络来了解神经网络的结构。如下图3-7为一个简单的BP神经网络，它仅包含输入层、隐含层和输出层这三种结构。

输出层 隐含层 输入层 权值  $W_{hj}$  权值  $V_{ih}$  阈值 输出层 隐含层 输入层 权值  $W_{hj}$  权值  $V_{ih}$  阈值 阈值

图3-7 简单的BP神经网络

假定上面的BP网络中共有 $n$ 个输入神经元， $m$ 个输出神经元以及 $t$ 个隐含层神经元。阈值 $\theta_j$ 代表输出层中第 $j$ 个节点的阈值，阈值 $\gamma_h$ 代表隐含层第 $h$ 个节点的阈值，权值 $V_{ih}$ 代表输入层第 $i$ 个节点与隐含层第 $h$ 个节点之间的连接权值，权值 $W_{hj}$ 代表隐含层第 $h$ 个节点与输出层第 $j$ 个节点之间的连接权值，激活函数采用Sigmoid函数： $gx=11+e-x\#3-19$

简单BP神经网络的训练流程是：首先输入层获取输入样本数据，并提取该样本的特征向量，将这些特征向量作为感知器的输入值，在感知器内通过激活函数计算出每个输入值所对应的输出值，再将这个计算出来的值当作输入传递给下一层的感知器，一直重复这个过程直到输出层。

BP神经网络的分类训练一般由前向传输和逆向反馈两部分组成。

#### 1. 前向传输 (Feed-Forward前向反馈)

在BP神经网络进行训练学习之前，需要随机给定权值和阈值一个值，在这里权值的取值可以在-1到1之间，阈值的取值可以在0到1之间。BP神经网络训练学习的整个过程由多次迭代组成，每一次迭代选择数据样本集中的所有数据，但是每次BP网络学习只训练一条数据。

由上一节感知器的学习法可知，隐含层第 $h$ 个节点接受到来自输入层的输入 $a_h$ 为： $a_h=i=1nVihXi\#3-20$

隐含层第 $h$ 个节点的输出为： $H_k=gi=1nVihXi+\gamma_h\#3-21$

输出层第 $j$ 个节点接受到来自隐含层的输入 $\beta_j$ 为： $\beta_j=h=1tW_{hj}H_k\#3-22$

输出层第 $j$ 个节点的输出为： $Y_j=h=1tW_{hj}H_k+\theta_j\#3-23$

#### 2. 逆向反馈 (Backpropagation)

逆向反馈不同于前向传输，它是从输出层开始的，训练BP网络的目的在于能够准确的预测输入样本数据的所属类别。例如常用的二分类问题，二分类问题数据样本只有两种类别，因此只需要两个神经元，而对样本数据的决策只需比较这两个神经元输出值的大小，输出值较大的那一个就是输入样本数据的所属类别。

在前向传输中权值与阈值随机选取，因此网络的输出层无法判断数据的类别，为了优化BP网络，需要调整网络参数以缩小网络的输出层的预测类别与数据的真正类别之间的差异，误差函数为： $E=12j=1mdj-\beta_j2\#3-24$

上式中的 $E$ 代表输出层的误差均方值， $\beta_j$ 代表神经元节点 $j$ 的输出值， $d_j$ 代表数据的分类标识， $\eta$ 代表训练模型的学习率。BP神经网络每次逆向反馈以负梯度为方向对权值和阈值进行调整，通过多次迭代使新的权值和阈值慢慢趋近于最优解。此时权值更新为： $W_{hj}=W_{hj}-\eta\alpha E\alpha W_{hj} (3-24)$

阈值更新为： $\theta_j=\theta_j-\eta\alpha E\alpha \theta_j (3-25)$

到这里为止，已经完成了一次训练，之后还需要通过不断的使用所有样本数据进行正向传播和逆向反馈指导误差信号收敛，从而得到一个BP神经网络分类模型，如下图所示为此网络的分类训练流程图：

开始读入BP网络的结构信息初始化权值和阈值读入整体样本数据选取一个样本数据 $P$ 前向传输计算各层输出值计算各层误差值逆向反馈，修改权值阈值样本学习完成均方差小于期望值结束NNYY开始读入BP网络的结构信息初始化权值和阈值读入整体样本数据选取一个样本数据 $P$ 前向传输计算各层输出值计算各层误差值逆向反馈，修改权值阈值样本学习完成均方差小于期望值结束NNYY

图3-8 BP神经网络训练流程图

### 3.3 本章小结

在第三章讲述了特征分类的两种经典方法：支持向量机方法以及神经网络算法。其中支持向量机方法能够在数据样本容量较小的情况下，仍能获得较好的分类功能，支持向量机算法在处理线性可分的数据集使分类错误率可低至0%，当样本非线性可分时，它还可以通过使用核函数解决非线性可分的数据集合分类训练的问题。

我们以BP神经网络为例介绍了神经网络的结构。BP网络是有监督的多层前反馈神经网络，它的本质就是以各层之间的误差平方为目标函数、采用梯度下降法来计算目标函数的最小值[24]。该神经网络分类训练由两部分组成，首先是数据集合的正向输入，计算每一层的输出结果和误差，再逆向反馈调整各层之间的连接权值和阈值，反复迭代直至误差达到期望，此时BP神经网络的算法就算是完成了。



1. 首先使用核函数将非线性可分的数据集映射到一个高维特征空间，在这个特征空间可以使用线性

5. 第四章基于支持向量机的表情识别 总字数：1969

相似文献列表 文字复制比：0%(0) 疑似剽窃观点：(0)

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

第四章基于支持向量机的表情识别

支持向量机算法 (SVM算法) 是机器学习中的经典算法，它基于统计学原理，并且在小样本数据的情况下具有突出的优势，因此得以广泛应用。目前它常应用于人脸识别、文本分类、手写体识别等科研领域[25]。

本次实验使用SVM分类器对表情分类得到训练好的模型，再对测试集中的进行预测判断其所属表情类别。本次实验的步骤大致分为三步，首先将表情库中的图片集分为训练集和测试集，然后对训练集中的图片进行人脸定位和特征提取并将提取的特征向量保存至TXT文件，再使用SVM分类器学习提取好的特征向量集合和分类标签得出6个基本表情类别的识别模型，最后根据训练好的分类器判断测试集中的图片的表情类别，如下图为本次表情识别实验的流程图：

训练集图片预处理特征提取输出识别结果训练集图片预处理特征提取输出识别结果特征分类特征分类

表情模型表情模型特征提取特征提取

预处理预处理测试集图片测试集图片

图4-1 表情识别流程图

4.1 表情数据库以及特征点定位

在本次实验中，采用了的表情库总计1800张，由45人拍摄而成，共分为：开心、愤怒、厌恶、悲伤、恐惧、惊讶六种表情。对于每种表情每个人都留有6-7张图片，这1800张图片都是人脸的正面照，但光线不同增加了图片的多样性，表情库中的部分图片如下图4-2所示：

图4-2-1 开心

图4-2-2 愤怒

图4-2-3 厌恶

图4-2-4 悲伤

图4-2-5 恐惧

图4-2-6 惊讶

在训练模型之前需要对图像进行预处理，在本次实验中由于所有表情图片的像素都是128\*128，在图像的预处理环节只是将图片转换成了RGB色彩空间。之后进行特征提取，特征提取的目的是获取最有用的属性构成的集合，在提取用于表情分类的有用信息的同时，保留图像的表情显著特征。

本次试验中特征提取环节采用了Dlib自带的frontal\_face\_detector作为本次实验人脸提取器和特征提取器。Dlib库的特征提取器共提取68个面部特征点。

图4-3 68个特征点

这些特征点包含了人脸的显著特征五官和轮廓，这68个特征点的具体位置如上图4-3所示，具体面部特征点的编号及其物理含义：

表4-1 面部特征点表

序号特征点名称序号特征点名称

0-16 脸部轮廓 42-45 右眼上

17-21 左眉毛 46-47 右眼下

22-26 右眉毛 48-54 上嘴唇上

27-30 鼻梁 55-60 下嘴唇下

31-35 鼻下及鼻翼 61-64 上嘴唇下

36-39 左眼上 65-68 下嘴唇上

40-41 左眼下

特征提取后我们得到了这68个特征点在图像中的全局绝对位置，为方便后续的特征分类操作，我们将图片中特征进行归一化，即取图片中人脸的左上角并基于这个点建立坐标轴，计算68个特征点的人脸相对坐标，并按照编号保存到TXT文件中。

4.2 基于支持向量机的表情分类

支持向量机本质上就是一种二分类模型，在特征空间上支持向量机模型表现为一种最大化几何间隔的线性分类器，为了更方便的问题的解决，我们将其转化为求解凸二次规划问题。SVM算法中最重要的环节就是核函数的选择了，经常使用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数以及前文中提到过的Sigmoid核函数，线性核函数可以表示为： $K_{x,y}=x*y$

4-

多项式核函数表示为： $K_{x,y}=x*y+\xi d$

径向基核函数表示为： $K_{x,y}=e^{-x-y^2/2\sigma^2}$

Sigmoid核函数表示为： $K_{x,y}=\tanh(vx,y+c)$

在SVM算法的实际应用中，SVM算法对核函数的选择要求较为宽松，常用的核函数都具有良好的分类效果[26]。其中线性核函数（LINEAR）仅支持线性可分的数据样本，也就不需要做映射处理，在原始的特征空间中数据集就是线性可分的，可以直接进行训练，因此线性核函数具备最快的训练速度。因为本次实验产生的特征向量数据可线性区分，为提高本次试验的分类训练速度选择了LINEAR作为核函数。

将训练集中的图片进行预处理，利用选择好的核函数构建的SVM算法进行训练得到最大几何间隔得到训练好的模型。训练集图片预处理部分包括色彩空间转换和人脸归一化，本次实验选择的人脸表情库由1800张图片组成，像素为128\*128，SVM分类器类型设置为C-SVM，即C-支持向量分类机，核函数选择了常用的线性核函数，最大迭代次数设置为100，目标精度设置为1e-6，特征向量为1\*136维。实验中使用了VS2017自带的SVM算法进行样本数据的训练和分类，在得到训练模型后，将测试集中的图片的特征向量输入到预测函数，即可得到该图片的表情分类预测，最后六种表情的识别准确率为60%左右。

6. 第五章基于深度学习的表情识别		总字数：3701
相似文献列表 文字复制比：0.8%(31) 疑似剽窃观点：(0)		
1	CNN与常用框架 - 会思考的蜗牛 - CSDN博客 - 《网络 ( <a href="http://blog.csdn.net">http://blog.csdn.net</a> ) 》 - 2017	0.8% ( 31 )
		是否引证：否
原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容		

第五章基于深度学习的表情识别

深度学习是由加拿大大学G E Hinton提出的，它的主要思想是多隐藏层的神经网络能够较好的完成特征学习[27]。深度学习最大的优点在于它能够较好地处理样本数集合较大的情况。它通过组合原始空间的特征形成等价高层空间的特征表示属性类别或特征以发现数据的分布式特征表示[28]。目前，深度学习已经和许多研究领域相结合，其中就包括将卷积神经网络应用于表情识别。本次实验将结合Dlib特征提取和卷积神经网络算法实现面部表情识别模型的训练以及表情类别预测。

5.1 卷积神经网络

卷积神经网络的概念源于猫视觉皮层电生理研究，它是一种前反馈的神经网络，具备良好的处理大规模数据量的能力。卷积神经网络包含5个构成：输入层、卷积计算层、ReLU激活层、池化层以及全连接层。起初，卷积神经网络用来识别分类手写体数字，并且在这一领域一直保持着领先的地位，现在卷积神经网络已经广泛的应用于图像识别研究等图像研究领域。

第三章我们已经了解了神经网络结构，这里我们继续了解卷积神经网络的两个特性：局部感知和权值共享。

图5-1-1 全连接网络图5-1-2 局部连接网络

1. 局部感知

通过下面两幅图片的对比就可以清晰的了解局部感知。图5-1-1：属于全连接网络，假设第一层存在一个100×100像素的图片，那么第二层就存在10000个与之对应隐藏神经元，第二层的每个隐藏神经元与第一层的图像的全部像素点之间都存在一个连接，那么在第一层和第二层之间就存在100×100×10000=108个连接，也就存在108个与之对应的权值参数。图5-1-2为局部连接网络，第二层的每个隐藏神经元只与第一层中相同为位置附近的10×10大小的窗口中的像素点连接，则在第一层和第二层之间一万个隐藏神经元只有10000×00=106个连接，这里可以看出局部连接网络的权值连接个数比全连接网络中的连接个数少的多得多。

2. 权值共享

对于图5-1-2为局部连接网络来说，权值共享并不是指所有相同颜色的线之间的连接权值相同，而是指对于其他颜色的线都存在一个蓝色的线与其连接权值相等，所以对于第二层的每个隐藏神经元从第一层进行的卷积核都是一样的，而图5-1-2中隐藏层的每一个神经元只有10×10=100个连接权值。在卷积层中每一个卷积核对应着输入图像的一种特征，那么使用多种卷积核去卷积输入图像就得到了对应着卷集合的不同的图像特征特征集合，也就是特征图。

以LeNet-5网络结构为例介绍卷积神经网络的结构，不包括数据输入层共有7层，该网络结构中的每层都包含连接权值核多个特征图，每个特征图对应着由图像中提取出来的某种特征，假设输入图像尺寸为32×32，下图为LeNet-5处理输入图像的网络结构图：

图5-2 LeNet-5网络结构图

上图的神经网络中第一层、第三层和第五层是卷积计算层，第二层、第四层和第六层是池化层（也叫下采样层）。

5.1.2 卷积计算层

卷积计算层是卷积神经网络中做重要的一个层，在这一层中包含两个重要的部分：局部关联和窗口滑动。局部关联是指将卷积层中的神经元比作为一个滤波器（filter），窗口滑动是指使用一个滤波器对选定窗口内的数据进行计算。在介绍卷积计算层之前先介绍三个常用名词深度、步长以及填充值。其中深度可以理解为某一层中神经元个数，步长表示每次窗口滑动的距离，填充值是指当在某一行进行卷积计算时，剩下的像素点少于一次卷积计算所需要的像素点，此时在后面补上一层填充值以

完成卷积计算。

如下图演示了卷积计算层的卷积计算过程，蓝色矩阵代表输入图像矩阵，其中一个格子代表一个像素点，粉色矩阵代表卷积核（filter），绿色矩阵代表经过卷积计算后的输出矩阵，此次卷积计算卷积核为3\*3的矩阵，步长为2。

图5-3 卷积计算过程

卷积计算为输入图像对卷积核进行矩阵内积计算，再将所得结果与偏执相加计算得出结果，图5-4展示卷积计算的具体计算过程：

图5-4 卷积计算单步过程

卷积层滤波器像刷子一样从左到右从上到下的对输入图像进行矩阵内积计算，最后得到卷积后的输出矩阵。下图为卷积计算的真实案例，直观的经过卷积计算后的图像没有原始图像清晰，但仍保留着重要的特征信息。

图5-5 卷积计算前后图像对比

5.1.3 池化层

池化层存在于连续的卷积层中间，它的作用是通过降采样的方式，在不影响图像质量的前提下压缩数据和参数的量，减少过拟合，具体的说池化层的特性有：

- 1. 特征不表性。指的是在图像处理的过程中特征的尺度不变性，池化操作本质上就是修改图像的尺寸，仍保留图像的重要特征，仅压缩图像中的冗余信息。
- 2. 特征降维，对于输入图像，它所包含的信息是巨大的，但并不是所有信息都对我们的图像处理工作有用，因此我们要抽取这些重要的特征信息，这也是池化操作的一大作用。特征降维后在一定程度上能防止过拟合，方便后续的优化。

池化层有两种常用方法：最大池化（Max pooling）和平均池化（Average pooling），最大池化可以看作为在滤波器的选定窗口中仅仅留下最大值作为输出元素。平均池化的计算过程是计算滤波器选定窗口内全部数值的平均值作为输出值。实际上使用较多的是最大池化，比如说对于下图的输入图像矩阵使用2\*2的窗口进行最大池化，对于第一个窗口最大值为6，那么输出矩阵的第一个值也为6，以此类推得出最后的输出矩阵。

图5-6 最大池化过程

下图5-7展示了最大池化后的真实图片效果：

图5-7 最大池化前后图片对比

从图5-7中可以看出，经过最大池化处理后图片仍保留着原始图片的重要特征，并且图像尺寸减半，很大程度上减少了参数量。

随着卷积计算和池化操作，输入图片的尺寸越来越小，为防止有图片尺寸改变造成的特征丢失，引入了补零（Zero Padding）操作，补零可以保证每次图片卷积和池化操作后尺寸不发生变化。如下图5-8，为补零后的卷积，红色框内为4\*4的输入图像，卷积核为3\*3，可以看出经过卷积后输出图像仍是4\*4的矩阵，尺寸没有发生变化。

图5-8 Zero Padding结果

5.1.4 全连接层

在经过多个卷积层和池化层处理后，数据传到全连接层，卷积层和池化层等操作都是将原始数据映射到包含某种特征的数据空间，而全连接层则是将训练后获得的分布式特征向量表示为数据的类别标记，全连接层可以看作是在整个卷积神经网络中起到分类决策的作用。

5.2 基于卷积神经网络的表情识别

5.2.1 表情数据库以及特征提取

在本次实验中，使用了和基于支持向量机表情识别实验中的表情库总计1800张，由45人拍摄而成共包含：开心、愤怒、厌恶、悲伤、恐惧、惊讶六种表情，这45人包括了多种性别、年龄、国家，并且每种表情每个人都留有6-7张照片。这1800张图片都是人脸的正面照，但光线的不同增加了数据集的多样性。

特征提取也延续了上一实验的方法相同，即利用Dlib库提供的特征提取器。对于图像的预处理方面略微不同，在卷积神经网络实验中，将输入图片转换为灰度色彩空间，并统一将图片尺寸调整为68\*68。

5.2.2 卷积神经网络设计

此次实验实现了基于卷积神经网络的表情识别，用于训练数据样本的神经网络结构为3层卷积神经网络，其网络结构图如下：

输入图像输入图像  
卷积层1卷积层1  
池化层1池化层1  
卷积层2卷积层2  
池化层2池化层2  
卷积层3卷积层3  
池化层3池化层3  
全连接层全连接层  
输出层输出层



图5-9 卷积神经网络结构图

此次实验所用到的卷积神经网络包含三个卷积层，三个池化层，一个全连接层以及一个输出层，在第一层输入图片为放缩后尺寸为68×68的图像，卷积核设置为3×3，步长设置为1，补位1保证图像大小不发生变化，池化层采用最大池化，第二层卷积核大小为3×3，步长设置为1，补位1，池化层设置为最大池化，第三层卷积核大小为3×3，步长设置为1，补位1，池化层设置为最大池化，最后输出到全连接层，设置6个label作为输出，采用Softmax作为分类器，输出每个label的概率。

本次实验首先对表情库中的图片进行灰度空间色彩转换，并将图像大小调节为68\*68，之后度处理好的图像以95:5的比例随机分为训练集和测试集。对于训练集使用上述网络进行训练获得模型后，使用该模型判断测试集中图片的表情类别并计算出识别准确率，下表5-1为本次实验准训练集大小与准确率关系的曲线。

本章所设计的算法在对表情库上的数据进行表情训练以及表情预测，在实验中随着训练模块的增高准确率也有显著增高，最后准确率达到72%。

表5-1 训练集模块数与准确率的关系

在训练集、测试集以及特征提取方法均相同的情况下，相对于传统基于支持向量机的表情识别，准确率提升了大约12%。通过本章实验可以看出对于相同的数据基础卷积神经网络算法比支持相机算法具有较好的鲁棒性，并且表情识别准确率也大幅提升。

7. 第六章总结与展望		总字数：726
相似文献列表 文字复制比：4.7%(34) 疑似剽窃观点：(0)		
1	基于BP神经网络和灰色模型的税务收入预测研究 李鹏(导师：方敏;杨昕) - 《西安电子科技大学博士论文》 - 2011-10-20	4.7% ( 34 ) 是否引证：否
原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容		

第六章总结与展望

6.1 工作总结

本篇论文首先了解了表情识别的研究背景和意义，并细致的讲述了表情识别研究近况，在研究完基本现状后学习了表情识别的图像预处理和特征提取的作用及常用算法，在图像预处理方面侧重与研究直方图均衡化和降噪的方法，在特征提取方面研究了经典方法ASM算法、AAM算法、CLM算法以及Gabor小波变换法，之后学习了特征分类的经典算法，侧重于学习支持向量机的原理以及SVM算法的参数选择，并研究了神经网络算法的原理。

本篇论文中做了两个实验分别为支持向量机方法和基于深度学习方法的表情识别，首先论文中使用的数据集是由45个人的六种表情共一千八百张图片组成。其中这45人有涉及多种国家、性别以及年龄，并且每个人的每种表情有六到七张不同光强的图片保证了数据的多样性。

在支持向量机实验中，采用Dlib库提取面部特征，共提取了68个特征点并保存以备，之后采用SVM算法进行特征分类得到训练好的模型，最后再次测试集上进行分类决策得出实验准确率大致为60%。

在基于深度学习的实验中，使用同上一实验相同的表情数据库，同样使用Dlib库进行特征提取，之后使用设计好的神经网络进行学习训练集合中的表情图片，最后在测试集上取得了71%的准确率。由此可以看出在数据集和特征提取方法相同的情况下基于深度学习的卷积神经网络要比支持向量机的算法分类训练效果好。

6.2 工作展望

本次实验中由于卷积神经网络结构设计不足，以及表情库图像区分度不好等原因使得实验结果并没有达到预期效果，因此针对这些问题，接下来的工作安排为：

- 1. 重新选择实验所需表情库数据集
- 2. 调节现有神经网络结构参数，设更适合该实验的神经网络，提高表情识别准确率

参考文献

[1]Darwin C. The expression of the emotions in man and animals[M]. Oxford University Press,2002.

[2]Mehrabian A. Communication without words[J]. Psychological today, 1968, 2: 53-55.

[3]Lanitis A , Taylor C , Cootes T. Automatic interpretation of human faces and hand gestures using flexible models[C]//Proc IEEE Int’l Conf on Automatic Face and Gesture Recognition , 1995 : 98-103.

[4]Roseman, I.J. Cognitive aspects of emotion and emotional behavior. Paper presented at the 87th Annual Convention, American Psychological Association.

[5]Izard C E. Four systems for emotion activation: cognitive and noncognitive processes[J]. Psychological review, 1993, 100(1): 68.

[6]Sloman, A. Varities of Affect and the CogAff Architecture Schema. Available on <http://www.cs.bham.ac.uk/research/cogaff/>, 2001.

[7]刘芳, 王志良, 徐银梅, 等. 应用于表情识别的黑斑特征算法的设计与实现[C]. 第一届中国情感计算及智能交互学术会议论

文集. 2003.

[8]B.Fasel, and J.Luetttin,“Automatic facial expression analysis: a survey”, Pattern Recognition, vol.36, no.1, pp.259-275, January 2003.

[9]Laurenze Wiskott, Jean-Marc Fellous,Face recognition by elastic bunch graph matching, IEEE trans. ON PAMI, 1997, 19(17): 775-779.

[10]Y.Yacoob, L.S.Davis, Recognizing human facial expression from long image sequences using optical flow, IEEE Trans. Pattern Anal. Math. Intell. 1996, 18(16): 636-642.

[11]B.Basclé, and A.Blake,“Separability of pose and expression in facial tracking and animation”, Proceedings of the International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1998.

[12]A.Lanitis , C.Taylor, T.Cootes, Recognising Human Faces Using Shape and Grey-Level Information. Third International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision,1994.

[13]T.F.Cootes , G.J.Edwards and C.J.Taylor , Active Appearance Models,IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp.681-685,June 2001.

[14]M.Black, and Y.Yacoob,“Recognizing facial expressions in image sequences using local parameterized models of image motion”, Journal of Computer Vision, vol, 25, no.1, pp.23-48,1997.

[15]Porat M, Zeevi Y. The generalized Gabor scheme of image representation in biological and machine vision. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 10 ( 4 ) : 452-468.

[16]刘家锋, 赵巍, 朱海龙, 金野编著; 唐降龙主审. 《模式识别》. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2014.

[17]Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso: a retrospective[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2011, 73(3):273–282.

[18]Cortes C, Vapnik V. Support vector machines[J]. Machine Learning, 1995, 2(1):1-28.

[19]支持向量机导论一书的支持网站: <http://www.support-vector.net/>Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, and Vipin Kumar. 数据挖掘导论.

[20]邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法: 支持向量机.

[21]pluskid - 支持向量机系列: [http://blog.pluskid.org/?page\\_id=683](http://blog.pluskid.org/?page_id=683).

[22]数据挖掘十大经典算法初探: [http://blog.csdn.net/v\\_july\\_v/article/details/6142146](http://blog.csdn.net/v_july_v/article/details/6142146).

[23]程向军, 神经网络及其原理, 背景, 国防工业出版社, 1995: 1-300.

[24]阮秀凯, 刘莉, 张耀举, 戴瑜兴著. 现代无线通信系统盲处理技术新进展基于智能算法: 复旦大学出版社, 2015.01.

[25]Jain Xiong Dong, Ching Y S, Adam K. A Fast SVM Training Algorithm[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 17(3): 367-384.

[26]Wolf L, Levy N. The SVM-minus similarity score for video face recognition[C]Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on. IEEE, 2013: 3523-3530.

[27]Hinton GE, Salakhutdinov RR.Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science,2006, 313(5786): 504-507.

[28]孙志军, 薛磊, 许阳明, 王正. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究. 2012(08).

说明: 1.总文字复制比: 被检测论文总重合字数在总字数中所占的比例

2.去除引用文献复制比: 去除系统识别为引用的文献后, 计算出来的重合字数在总字数中所占的比例

3.去除本人已发表文献复制比: 去除作者本人已发表文献后, 计算出来的重合字数在总字数中所占的比例

4.单篇最大文字复制比: 被检测文献与所有相似文献比对后, 重合字数占总字数的比例最大的那一篇文献的文字复制比

5.指标是由系统根据《学术论文不端行为的界定标准》自动生成的

6.红色文字表示文字复制部分;绿色文字表示引用部分

7.本报告单仅对您所选择比对资源范围内检测结果负责



 [amlc@cnki.net](mailto:amlc@cnki.net)

 <http://check.cnki.net/>

 <http://e.weibo.com/u/3194559873/>