

摘要

人脸识别是当前计算机视觉、模式识别、计算机图形学等领域的研究热点，具有重要的理论研究意义和巨大的应用价值。经过几十年的发展，人脸识别研究取得很大成就，在条件可控或者理想情况下基本达到实用水平。但是目前的人脸识别技术水平在非理想情况下与实用要求有很大距离，仍有许多关键性难题需要解决，特别是光照问题、姿态问题、表情问题等。在实验室对人脸识别多年研究的基础上并结合作者在研究生阶段参与的科研课题，本文围绕着人脸识别中的光照问题以及其他问题做了以下几方面的研究工作：

1. 对人脸识别研究做了概述。一些国内外研究者对人脸识别做了很好的综述，但是作为当前的研究热点，新的方法和技术不断出现，每年都有大量关于人脸识别的研究成果。本文从发展历程、国内外研究现状、经典算法、性能评价和面临的问题五个方面对人脸识别研究进行了系统全面地介绍。

2. 分析了三维形状和二维纹理对人脸识别的影响。在本实验室建立的大规模中国人的三维人脸库和基于重采样三维人脸对齐算法的基础上，本文设计合理的实验，采用平均三维人脸来改变原始三维人脸的形状和纹理信息，系统地分析了在这种变换模式下的人脸三维形状和二维纹理对人脸图像识别的影响，在Eigenface 算法上的试验结果表明，形状和纹理信息对人脸识别都有很大影响，并且形状信息的影响远远大于纹理信息的影响。

3. 在深入分析光照问题的基础上，提出了一种基于人脸形状预测模型合成虚拟图像的人脸识别方法。本文选用支持向量回归来训练和学习人脸图像和人脸三维形状之间的内在关系，并把这种内在关系作为先验知识用于预测新输入人脸图像的形状信息，避免了非人脸的产生，并保证预测的准确性。利用预测得到的人脸三维形状和输入图像合成不同光照条件下的虚拟图像，从而通过丰富人脸样本来提高人脸识别对光照的鲁棒性，在合成虚拟图像过程中结合光照比例图方法，增强了合成效果。实验结果表明通过该方法增加虚拟人脸可以显著改进多光照条件下的人脸识别性能。

关键词 人脸识别；形状信息；纹理信息；光照问题；支持向量回归

Abstract

Face recognition has been the research focus in computer graphics, computer vision and pattern recognition as its wide range of applications and scientific value. There are many face recognition techniques have been proposed and shown significant promise, and many commercial systems are available for various applications under well-controlled environment in return for the long time research effort, but robust face recognition is still difficult as many unresolved challenges, such as illumination and pose variation problems, expression problem and so on. This thesis is based on the foundation of researching on face recognition in my laboratory and the projects that I have taken part in, the main contributions of it are as following:

1) Provides a review of face recognition literature. Although there are some good surveys of face recognition to be published in the past few years, we think it is necessary to give a new overview of face recognition from different viewpoints because there are many new algorithms and technologies to be presented very year. This survey describes the face recognition technology from viewpoints of historical development, state-of-the-arts in the world, the classical algorithms, performance evaluation and key issues in face recognition.

2) Measures quantificationally the three-dimensional shape and two-dimensional surface reflectance contributions to face images recognition. Based on the BJPU-3D large-scale Chinese face database and the correspondence between these faces by through mesh resampling, we have altered the three-dimensional shape and two-dimensional surface reflectance of the original 3D faces by making use of the average face, then we have implemented a series of experiments to measure the contributions of three-dimensional shape and two-dimensional surface reflectance to face image recognition under this change pattern. From the experiment results based on the Eigenface algorithm, we concludes that the two types of information are both important for face recognition but the 3D shape is much more important than the 2D surface reflectance, this conclusion gives good suggestions and clues to the design of face recognition algorithms in future.

3) Proposes a face recognition method by synthesizing virtual face images based on face shape prediction model by through the deep analysis of the illumination problem. We train the support vector regression (SVR) model through examples of two-dimensional (2D) and

three-dimensional (3D) face images which can learn and recall the regression relationship between them, the use of the densely sampled geometry of the exemplar faces obtained by laser scanning as the prior knowledge about shape to train the SVR can restrict the range of allowable faces. Then a personalized 3D face can be predicted and reconstructed from a single frontal face image with neutral expression and normal illumination by using the trained SVR model. Realistic virtual faces under different illuminations are synthesized based on the personalized 3D face to characterize the face space and face recognition is conducted based on these representative virtual faces, the illumination ratio map used in the synthesis of virtual faces enhances the reality of virtual faces. The experimental results show that the synthesized virtual faces can significantly improve the accuracy of face recognition under varying illumination.

Keywords face recognition; face shape; surface reflectance; illumination; support vector regression

独创性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京工业大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

签名：梁永涛 日期：2006.06.06

关于论文使用授权的说明

本人完全了解北京工业大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内 容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

签名：梁永涛 导师签名：孙艳丰 日期：2006.06.06

第1章 绪论

1.1 人脸识别研究的背景与意义

让计算机“认识”人脸是近几十年来人们追求的一个目标，虽然人类天生具有认识人脸的能力，但是让计算机“认识”人脸却是具有很大挑战性的难题，这就是所谓的“机器人脸识别”。人脸识别目前已经成为计算机视觉、模式识别等领域的研究热点，受到越来越多的关注和研究，对人脸识别的研究具有重要的理论研究意义和广泛的应用价值。

首先，人脸识别的研究极大地促进相关学科的发展，具有重要的理论意义。人脸具有非常复杂的几何结构和生理结构，人脸识别研究涉及到模式识别、图像处理、计算机图形学、计算机视觉、认知学、神经学、心理学等多学科领域。作为一个典型的模式分类问题，人脸识别为这些学科提供了一个很好的研究实例。

其次，人脸识别研究具有广泛的实用价值。在危险人物智能监控、罪犯抓逃与对比、出入境管理等国家安全领域，电子商务、电子政务、信息系统等信息安全领域，视频游戏、虚拟现实、人机交互等娱乐领域，还有其它领域都有着广泛的应用价值和前景。

1.2 人脸识别的特点与应用领域

1.2.1 人脸识别的特点

相对于传统的身份认证技术，生物识别技术是最为方便与安全的身份认证技术，它不需要记住复杂的密码，不需要随身携带钥匙、智能卡之类的东西。所谓生物识别技术(Biometrics)是指利用人体本身所具有的、具有唯一性的生理特征或者行为特征进行身份验证的技术。由于每个人的生物特征具有与其它人不同的唯一性和在一定时期内不变的稳定性，生物识别技术的安全系数与传统的身份验证机制相比较有很大的提高。目前已有多种生物识别技术得到实际应用，如指纹识别、虹膜识别、视网膜识别、掌纹识别、语音识别、手背血管分布识别、笔迹识别、声纹识别、步态识别等，其中指纹识别凭借其无可比拟的唯一性、稳定性和别、声纹识别、步态识别等，其中指纹识别凭借其无可比拟的唯一性、稳定性和

再生性备受关注并取得了广泛的应用。随着技术的进步和生物识别技术所特有的优势，人们对生物识别技术寄予很大期望，希望能够很好的满足国家公共安全、社会安全及信息安全等各方面的应用需求。尤其是美国的“9.11”事件以后，世界各国政府，尤其西方国家，对身份验证领域的关注与投入迅速增长，特别是对生物识别技术的青睐，这也很大的促进了生物识别技术的发展。

进入九十年代以后，随着计算机处理速度的快速发展及人脸识别算法的革命性改进，人脸识别技术以其独特的方便、自然、经济等优点受到世人瞩目。人脸识别技术已经成为生物识别技术领域中最受关注与青睐，也是最有发展前景的识别技术之一。与其它生物识别技术相比较，人脸识别技术有着独特的技术优势，主要体现在：

可以隐蔽操作：人脸识别系统可以很好的隐蔽于各种场合，这一特点特别适合于公共安全领域及重要场所，如机场、车站、码头等。这是人脸识别技术的一个很大优势，但是也有学者与法律界人士对于人脸识别技术隐蔽操作的合法性提出质疑。

主动性强：与指纹、虹膜、视网膜、语音等生物识别技术不同，人脸识别不需要识别对象接触采集信息，可以方便的采集到识别对象的面部图像，具有很好的主动性。非接触式采集比较符合一般用户的习惯，容易被人接受。

可追踪性好：人脸识别系统可以保存每次事件发生时的人脸图像信息和相关记录，从而具有良好的后事追踪能力。

良好的防伪、防欺诈性：人脸是最直观、唯一并且在一定时期内非常稳定的人体生物特征，所以人脸识别技术具有良好的防伪、防欺诈性能。

性价比高：人脸识别技术只需要计算机和图像采集设备以及相应的软件，不需要其它特殊的采集设备，费用较低，具有很高的性能价格比。指纹、虹膜等识别技术都需要专门的采集设备。

目前的人脸识别技术也存在一些难以克服的缺点，主要体现在以下两个方面：

识别率达不到实用化的要求：尽管当前的人脸识别技术在用户配合或者特定场合下有很高的识别率，但是在一般实用情况下的识别率仍达不到实用化的要求。这也是由于人脸识别本身的复杂性所致，目前的技术很难解决。

受外界条件影响大、稳定性差：虽然人的面部在短时间内不会发生根本的变化(化妆、整容除外)，但是人脸图像在不同姿态、不同的光照条件以及不同表情时有很大差异，对人脸识别产生很大影响。

尽管人们对人脸识别投入了极大的热情与精力，但是这些缺点使得人脸识别仍然是一个极有挑战性的课题，离实用化还有一定的距离。目前，即使世界上最好的人脸识别系统也只是在数据库规模不大，用户配合和外界条件可控的情况下才能有较好的识别性能。对这些问题的解决，仍然是今后一段时间人脸识别领域的研究目标。

1.2.2 人脸识别的应用领域

人脸识别的应用领域主要包括：国家公共和社会安全、信息安全和娱乐及日常应用等三大领域。

国家公共和社会安全是人脸识别最重要的应用领域，对危险恐怖分子和犯罪分子进行及时监控和追踪提供了强大的技术支持。打击犯罪、保障人民生命财产安全是世界各国所面临的一个严峻任务，特别是我国这样一个人口众多的大国，人口流动日益频繁，打击犯罪的任务更加严峻。目前多是将逃犯的照片、身份证、特征资料上网发布，但这种方法的判断要通过多种技术鉴定，它对证件资料假冒犯人的查询有较大的难度，对犯罪分子的狡辩、伪装往往要消耗大量的时间和物力来进行确认。利用人脸识别技术，则可大大提高工作效率，并能对犯罪分子产生极大的威慑力量。如在重要的车站、码头、机场、海关、银行等出入口附近架设摄像机，则系统可自动捕捉进、出上述场所的人员的头像，再通过网络将头像面貌特征数据传送到计算机中心数据库去，与逃犯的头像进行比较，迅速准确地做出身份判断，一旦发现可疑人物，即自动记录并报警。借助于无线技术的发展，人脸识别技术已应用在手机等无线设备上，这样更加方便对流动犯罪分子的打击。

信息安全领域是人脸识别的另一个重要应用领域。网络与信息技术的快速发展极大推动了社会进步，给人们提供了越来越舒适、方便和快捷的生活方式，但是信息的获取与控制的安全问题也日益凸现出来。信息安全问题已经引起人们的普遍关注，金融盗窃与诈骗、通过网络窃取国家、商业机密等犯罪现象日益增多，

对传统的安全措施提出了新的挑战。人脸识别技术则提供一种更加可靠、安全和方便的安全控制机制，它不需要任何的电子、机械“钥匙”，从根本上可以杜绝钥匙、密码的丢失和盗取现象。特别是银行金融系统对安全防范控制系统有着极高的要求，如对金库的安全设施、保险柜、自动取款机以及电子商务信息系统等都需要人脸识别技术这种更直观、准确、可靠的识别系统。

在娱乐及日常生活中人脸识别技术也有着广泛的应用。比如在游戏中加入人脸识别技术可以增加游戏的智能性、趣味性和交互性；通过人脸识别技术可以让机器宠物具有认识自己主人的能力，使得机器宠物更加人性化。人脸识别技术还可以用在面相考勤、代表身份验证、各种证件检验等日常应用中，具有方便、快捷、可靠的优点。

1.3 人脸识别系统的功能组成

计算机人脸识别可以通俗的定义为：输入一幅图像或者一段视频序列，利用计算机和数据库中的已知人脸图像通过一定的技术和方法来识别或者确认输入图像或视频序列中人的身份。

从功能角度，人脸识别系统的功能可以分为三类：

- 鉴别(identification)：鉴别回答“这是谁？”(Who is this?)。将给定的人脸图像与计算机中存储的 N 个人的图像逐个比较，输出 M 幅图像，并按照与给定图像的相似度从大到小排列，再由人来确定这是谁。
- 验证(verification)：验证回答“这是否为某人？”(This is whom?)。输入人脸图像中的人的身份已知，与计算机中存储的该人的图像进行比较，回答该人的身份是否真实。
- 监控(watch list)：监控同时具有鉴别和验证功能，回答“这是否为要找的人？”(Are you looking for me?)。将未知身份的人的图像输入计算机，计算机决定这个人是否在监控名单中，如果在，还必须确定这个人的身份。

从技术角度，一个完整的人脸识别系统至少有三部分组成：人脸检测(Face Detection)，特征提取 (Feature Extraction) 和人脸识别 (Face Recognition)，如图 1-1 所示。

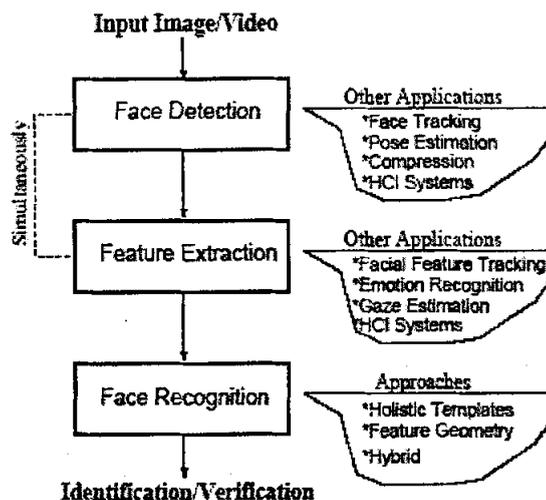


图 1-1 人脸识别系统的功能组成[1]

Fig.1-1 Configuration of a generic face recognition system

- 人脸检测,也可称为人脸分割 (Face Segmentation), 用来确定输入图像中人脸的位置、大小等信息, 然后分割出人脸区域, 并进行归一化处理;
- 特征提取, 是人脸识别系统中最为关键的一步, 用来提取出能准确表示某张人脸的特征参数作为下一步骤中人脸分类器的输入。显然, 人脸特征参数提取的好坏, 直接影响到人脸识别的性能;
- 人脸识别, 把提取的人脸特征参数与数据库中的所有人脸特征参数进行比较, 确认出这组特征参数所代表的人的身份。

1.4 本文主要研究内容

从人脸识别产生至今, 经过几十年的研究与发展, 人脸识别研究取得了巨大的进步, 特别是近十多年, 是人脸识别快速发展时期。但是目前的技术水平与人们对人脸识别技术的期望还有很大的距离, 特别是光照问题、姿态问题和表情问题等开放性问题成为人脸识别技术发展的瓶颈, 在今后的一段时期内, 人脸识别技术还需要解决诸多的难点问题。本文的研究内容是在实验室对人脸识别技术多年研究的基础上主要针对以下两个问题进行展开:

问题 1. 三维几何形状信息和二维表面纹理信息对人脸图像识别的影响

人脸具有复杂的几何结构和生理结构, 而且人脸的光照特性也很复杂, 但是从人脸成像的一般过程来看, 影响人脸图像生成效果主要包括三个因素: 人脸三

维形状、人脸二维表面纹理和外界光照条件,其中人脸三维形状和二维纹理是人脸本身的内在属性,而光照条件是外在属性。在光照可控的条件下,人脸图像的生成效果就由内在属性决定。在人脸识别过程中,三维形状信息对人脸图像生成的影响大,还是二维纹理信息对人脸图像的生成影响大?也即在人脸识别中是形状信息起主导作用还是纹理信息起主导作用?在人脸识别领域,这是一个非常基本而又重要的问题。该问题的研究对今后人脸识别算法和系统设计都会有很好的启示与借鉴意义,特别是对近几年出现的基于三维人脸识别方法有更好的借鉴意义。

问题 2. 如何提高多光照条件下的人脸识别率

光照问题一直是人脸识别研究中的难点问题,特别是在人们追求人脸识别自动化和实用化的过程中,光照问题显得更为突出。实验表明,同一人脸在不同光照条件下人脸图像之间的差异往往大于不同人脸在同一光照条件下人脸图像之间的差异^[2],这就给人脸识别带来了极大的挑战。FERET 测试^[3]表明即使是最好的人脸识别系统,其识别性能也会因为光照变化的影响而急剧下降。FRVT2002^[4]的评测结果指出,虽然人脸识别系统对室内光照变化具有较强的鲁棒性,但是对室外图像的识别率仍然很低。尽管人们对光照问题进行大量的研究,并提出很多算法来提高人脸识别对光照变化的不敏感性,但是对光照问题的研究仍将是今后人脸识别领域的研究重点。

本文重点围绕上述两问题进行研究,对如何度量三维形状和二维纹理对人脸识别的影响和基于人脸形状预测模型的多光照人脸识别进行了深入的研究,主要的研究内容包括:

1. 从多个角度全面地对人脸识别技术进行了概述,主要包括人脸识别技术的发展历程、国内外研究现状、经典方法、人脸识别性能评价体系以及当前面临的主要问题等五个方面。

2. 分析了三维形状和二维纹理对人脸识别的影响,在本实验室建立的大规模中国三维人脸库和基于重采样三维人脸对齐算法的基础上,采用 Eigenface 算法进行识别定量地分析了人脸三维形状和二维纹理对基于特定算法的人脸图像识别的影响。

3. 本文提出了一种基于人脸形状预测模型合成虚拟图像的人脸识别方法,

通过样本来学习人脸图像和人脸三维形状之间的内在关系，并把这种内在关系作为先验知识来预测新输入人脸图像的人脸三维形状。选用支持向量回归来训练和学习人脸图像和三维形状之间的关系，建立一个三维人脸形状预测模型，输入一幅普通光照条件下的中性表情人脸图像，通过该预测模型可快速预测输入人脸的三维形状。基于预测的人脸三维形状和输入图像，合成不同光照条件下的人脸虚拟图像，从而丰富人脸样本来提高人脸识别对光照的鲁棒性。

1.5 本文的组织结构

本文共有六章组成，各章节内容如下：

第一章是本文的绪论部分，介绍了人脸识别研究的背景与意义，概括了人脸识别技术的优势与不足以及主要的应用领域，总结了人脸识别系统的功能组成，引入了本文的重点研究问题和主要研究内容，最后给出了本文的组织结构。

第二章对人脸识别研究进行了概述，主要从人脸识别发展历程、国内外研究现状、经典识别方法、人脸识别性能评价体系以及目前人脸识别所面临的主要难题等方面进行介绍。

第三章研究了人脸的三维形状信息和二维纹理信息对人脸图像识别的影响，包括本研究问题的提出、数据的组织、研究方法和实验结果与结论等几个方面。

第四章对人脸识别中的光照问题进行了介绍，主要有脸图像的表达模型、光照变化对人脸识别的影响和人脸识别中解决光照问题的主要方法三部分组成，其中重点介绍了人脸识别中解决光照问题的主要方法并对这些方法进行了分类总结。

第五章研究了基于人脸形状预测模型的多光照人脸识别方法，介绍了数据组织及处理、数学理论基础以及实现过程和实验结果等。

本文的最后是结论与展望，对本文的主要工作进行了总结，并对今后的工作进行了展望。

第2章 人脸识别研究概述

从计算机人脸识别研究开始至今,国内外许多学者做了大量的工作,并取得了一定的成就。有不少综述文章对人脸识别技术进行了很好的概括和总结^{[1][5][6][7]}。文献[1]全面、系统的对人脸识别技术进行了总结,是目前最好的人脸识别技术综述文章,文献[6]也很好的从多个方面对人脸识别技术进行了综述。人脸识别研究是当前一个研究热点,新的方法和技术不断出现,每年都有大量的相关文章发表,因此作者认为有必要对前人的工作做一下总结与补充。本文从多个角度对人脸识别研究进行了总结分析。

2.1 人脸识别研究的发展历程

人脸识别研究最早起始于20世纪50年代的心理学研究^[8], Bledsae在1966年提出机器人脸识别研究^[9],然而真正的自动化的机器人脸识别研究开始于20世纪70年代,开创性的工作是Kanade的[10]和Kelly的[11]。从发展过程的角度,可以把人脸识别技术的发展分为三个阶段:

第一阶段从人脸识别研究开始到20世纪80年代末。这时期的人脸识别方法主要是基于几何特征匹配的识别方法,主要利用人脸的宽度、瞳孔间的距离以及嘴巴的宽度等几何信息^{[10][11]}, Kannade开创性地完成了第一个半自动化的机器人脸识别系统。这些方法是最简单、最传统的识别方法,需要手工标定特征点,目前仍然有人在沿用这些方法,但常常与新的方法相结合,也取得了不错的效果。由于早期的识别方法效果较差以及硬件设备的限制,人脸识别技术远远不能达到人们的期望,到80年代人脸识别研究就进入了缓慢发展阶段。

第二阶段是20世纪90年代。在这一时期,计算机硬件的发展和好的数学分类方法的出现使得人脸识别研究进入了新的、迅速的发展阶段,出现了许多经典的人脸识别方法^{[12][13][14][15][16][17][18]}。Turk .M等提出的特征脸方法被认为是里程碑式的工作,也使得Eigenface方法成为测试识别性能的基本算法之一。一个重要事件是美国军方在1993年9月开始组织实施了著名的Face Recognition Technology (FERET)项目,该项目对人脸识别研究的发展起到了重要的作用。

第三阶段是20世纪90年代末至今。随着人脸识别研究的发展,人脸识别系统

逐渐地向着自动化和实用化的方向发展,实际应用也对人脸识别提出了更高的要求。光照问题^{[19][20][21]}和姿态问题^[22]成为人脸识别研究的热点,出现了一些新的识别方法^{[23][24][25]}和商业化的人脸识别系统。美国军方在FERET的基础上分别在2000年和2002年组织商业人脸识别系统评测。此外,基于视频的人脸识别也是一个重要的研究方向^[1],因为实用化的人脸识别系统必须是输入方便的,而摄像头、摄像机等设备是最简单、方便的图像采集设备。

2.2 人脸识别研究的国内外现状

国外研究现状:

国外的人脸识别研究起步较早,在算法研究、人脸数据库建设、系统开发和评价体系等方面都取得了显著成果,并出现了许多专业的人脸识别公司和商业化的人脸识别系统。许多国家都建有专门的研究机构,比较著名的有美国卡内基梅隆大学(CMU)的机器人研究所、麻省理工学院(MIT)的媒体和人工智能实验室、马里兰大学(University of Maryland)的自动化研究中心、法国的INRIA研究院、日本的ART研究所等。从人脸识别研究开始至今出现了许多人脸识别技术方面的专家和学者,他们的聪明才智和辛勤工作对人脸识别的发展做出了重要的贡献。Kanade博士于1973年完成了第一篇关于自动人脸识别方面的博士论文^[10]和第一个半自动化的人脸识别系统,被认为是人脸识别研究的开创性工作,至今Kanade博士仍然是人脸识别领域中的活跃人物之一;麻省理工学院的Turk和Pentland教授提出的特征脸方法^[12]被公认为人脸识别技术发展史上的里程碑式工作,极大的推动了其它人脸识别技术的发展和人脸识别系统的实用化进程;Belhumeur等人提出的Fisherface方法也是重要的方法^[16],不但改进了特征脸方法的不足,也为其它方法提供了很好的借鉴;德国的Blanz等人提出的基于三维形变模型的人脸识别方法^[25]为解决人脸识别中的光照和姿态问题提供了一个新的途径和发展方向,可以说是人脸识别中的又一突破性成果,基于三维信息的人脸识别方法成为今后人脸识别研究得主要发展方向;Phillips博士从1993年开始负责和组织人脸识别性能评测工作^{[3][4]},他的工作对人脸识别的发展起了很大的推动作用和导向作用;Stan. Li博士和Anil K. Jain于2005年合编的《Handbook of Face Recognition》为人脸识别领域第一部权威论著^[26],全面系统地介绍了人脸

识别研究的发展和最新成果。还有其他专家,如 D.Kriegman^[16], A. Shashua^[20], W. Y. Zhao、R. Chellappa^[1], B. Moghahham^[17], R. Gross^[27]等,他们为人脸识别的发展做出了很有意义的工作。

人脸数据库是进行算法测试和系统识别性能评价的基础,建立包含多种条件下人脸样本图像标准数据库也是人脸识别领域的研究重点。到目前为止,国外已有数十个公开的人脸数据库^[28],既有二维人脸图像库,也有三维人脸图像库。国际上比较常用数据库有: FERET人脸库^[29],该数据库是在FERET项目资助下建立的一个大规模人脸数据库,是目前人脸识别领域中应用最为广泛的数据库之一; CPU-PIE人脸数据库^[30],该数据库是由卡内基梅隆大学创建的人脸库,虽然人数不多,但是采集环境控制严格、样本丰富,也是目前人脸识别领域的一个重要测试库;还有其它一些常用人脸库,如MIT人脸库、Yale人脸库、ORL人脸库等。三维人脸识别是今后人脸识别研究的发展方向,国外也出现一些较小规模的三维人脸数据库: 3D_RMA^[31]人脸库,它包含120人的三维数据,在布鲁塞尔的SIC(the Signal and Image Center)创建,人脸表面点的三维坐标有很高的精确性; Notre Dame Biometric Dataset^[32],包含277人接近正面的图像,每个人有3到10张在不同时间的系列图像;还有其它一些三维人脸库,如GavabDB^[33],约克大学三维人脸库^[34], MPI face database^[35], XM2VTS库^[36]等。不同人脸数据库的建立为人脸识别、检测、合成、动画等方面的研究提供了丰富的数据资源,并为该领域的研究搭建了统一的实验平台和测试平台。

九十年代中期就有了专门关于人脸识别的国际会议,如自动人脸和姿态识别国际会议(AFGR)、基于音视频的身份认证会议(AVBPA),后来一些重要的国际学术会议和期刊也含有人脸识别研究方面的专题,如计算机视觉国际会议(ICCV)、欧洲计算机视觉会议(ECCV)、计算机视觉与模式识别国际会议(CVPR)、计算机图形学大会(Siggraph)等,期刊有模式分析与机器智能(PAMI)、模式识别(PR)等。每年都有许多新的研究进展出现在这些国际会议或者期刊上,代表了当前最好的研究成果。

国内研究现状:

国内的人脸识别研究起步相对较晚,但是发展迅速,特别是九十年代以来,在国家自然科学基金、863计划、973计划等资助下,国内许多研究机构和研究人员开

始进行人脸识别方面的研究,并取得可喜成绩。中科院计算所高文教授研究组的成绩斐然^[37],取得了不少重大成果,在国内外重大生物特征识别竞赛的成绩都名列前茅并获得国家级奖励;中科院自动化所模式识别国家重点实验室的谭铁牛研究员领导的研究组^[38]在人脸识别研究方面也是成果显著;清华大学电子系苏光大教授领导的研究组^[7]也取得重大成果;北京工业大学尹宝才教授领导的模式识别组^[39]也取得很多创新性成果;还有其它研究机构和研究人員。这些研究组在人脸识别研究方面都进行了许多有益的探索,极大地推动了国内人脸识别技术的发展。在人脸识别系统的设计与开发方面,也是硕果累累,清华大学电子系苏光大教授主持研制的人脸识别系统将人脸识别技术、网络数据库技术、计算机并行处理技术、人像组合技术、模糊图像复原技术、视频图像采集与处理的硬件技术等综合集成为一个高效运行的实用人脸识别系统,识别速度已达到每秒256万张,并且该系统有通过手机进行无线识别、眼镜摘除等功能;由中科院计算所、上海银晨科技、哈工大等单位共同参与完成的“人脸识别理论、技术、系统及其应用”荣获了2005年度国家科技进步奖二等奖,并取得了初步的应用与推广;中科院自动化所的李子青博士研发的中科奥森 AuthenMetric 人脸识别系统和智能监控系统,已在国家重大安全部门实施并发挥作用;还有其它科研机构和生物识别公司的人脸识别系统或产品取得实际应用。

此外,国内的人脸数据库建设工作也取得一定成就,中国人脸识别研究的发展必须要有具有中国人特征的人脸数据库支撑。目前国外的公开人脸库都是西方人脸库,对研究具有东方人特征的人脸识别有一定的局限性,所以必须建立我们自己的数据库。中科院计算所在国家“863”计划和国家自然科学基金的资助下建立了CAS-PEAL大规模中国人脸图像数据库^{[40][41]},该数据库中包含了1040名中国人共99450幅头肩部图像。所有图像在专门的采集环境中采集,涵盖了姿态、表情、饰物和光照4种主要变化条件,部分人脸图像具有背景、距离和时间跨度的变化,对推动国内人脸识别技术的研究将有积极的影响;由于二维图像本身的三维信息缺失,基于传统二维人脸图像分析的方法在处理人脸三维结构问题时遇到诸多困难,如人脸的姿态、光照等问题,而三维人脸模型在三维信息分析方面的优势日益突显,一些新的人脸识别方法正是基于三维模型来解决光照、姿态等问题。因此,建立三维人脸数据库是人脸识别方面研究的迫切需要。目前国内在三维人脸

信息处理方面的研究相对比较滞后,尤其是三维人脸数据库的创建,而国外的三维人脸数据库并不适合中国人的特征,建立中国人的三维人脸库也具有重大的意义。北京工业大学多媒体与智能软件技术北京市重点实验室(MISKL)自行设计创建了BJUT-3D大规模中国人三维人脸数据库^[42],BJUT-3D数据库的建立得到了国家自然科学基金、北京市自然科学基金的资助。BJUT-3D数据库包含了1026名中国人,其中男444人,女582人。每个人包含了切割后的人脸三维数据、基于人脸特征分片后的数据、四种分辨率下重采样对齐后的人脸三维数据。所有三维原始数据在专门的采集环境中采集,通过CyberWare人脸专用扫描仪获取,相信该数据库的创建对国内外的人脸识别研究会产生积极的作用。

2.3 人脸识别经典方法

人脸识别研究经过几十年的发展,人们提出了许多识别方法,特别是90年代后,新的方法不断出现,而且每年都有大量关于人脸识别技术的论文发表。目前人脸识别技术的发展好像有“泛滥成灾”的趋势,同时也有“江郎才尽”的感觉,一方面是每年都有许多新的识别方法提出,另一方面人脸识别中的难点问题仍未解决。在人脸识别技术发展过程中,出现了一些经典的人脸识别算法,其它的方法大都是对这些经典算法的改进或集成。同时每个算法都有自己的优势与不足,不同的算法适合于不同的场合,本小节对经典的人脸识别算法进行了分析与总结。

2.3.1 Eigenface

Eigenface方法^[12],是利用主序元分析进行特征提取的人脸识别方法,由于其在降维及特征提取方面的有效性,在人脸识别领域得到了广泛的应用,其后的很多人脸识别技术都或多或少与Eigenface有关系。该方法假设人脸处于低维线性子空间,而低维子空间的基是通过分析人脸训练样本集的统计特性来获取。通过对人脸样本集的散度分布矩阵进行K-L变换来求得一组正交的特征向量 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$,其对应的特征值分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$,称这组正交向量为Eigenface。那么人脸样本可以表示为:

$$X = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot \mu_i \quad (2-1)$$

若取前 m ($m < n$) 个特征向量作为线性子空间的基, 则人脸样本可以表示为:

$$X = \sum_{i=1}^m \alpha_i \cdot \mu_i \quad (2-2)$$

其中 α_i 为人脸样本在特征向量 μ_i 上的投影系数, 这组投影系数就代表了一张人脸, 从而把人脸识别问题转化为低维子空间的坐标系数矢量分类问题。

Eigenface方法的提出对人脸识别的发展产生了很大的推动作用, 该方法不但对高维人脸数据进行降维, 而且降维后的低维子空间具有很好的人脸表示能力, 取得了很好的识别效果。但是Eigenface方法本身也有一些不足, 首先Eigenface的表示能力受训练的样本集影响, 当样本人脸集不能够很好的覆盖测试集时, 该方法的性能就会急剧下降。还有该方法要求所有人脸图像具有像素级对齐, 而目前的人脸特征定位技术很难确保这种对齐效果, 特别是不同光照、姿态下的人脸图像更难对齐, 从而降低该方法的性能。

2.3.2 Fisherface

Fisherface方法^[16]是人脸识别领域中继Eigenface方法之后的又一重要方法, 仍是目前主流的人脸识别方法之一。虽然Eigenface方法能很好的对人脸图像进行降维和表示, 但是降维后的数据不一定能很好的分类, 因为分类是基于人脸图像之间的差异, 而不同人脸的图像之间差异往往小于同一人脸在不同情况下的图像差异。Fisherface方法可以说是对Eigenface的改进, 在Eigenface降维的基础上, 采用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)的方法对样本人脸系数进行变换, 使得不同人脸的图像样本之间的散度尽可能大而同一人脸的图像样本之间的散度尽可能的小。文献[16]对Eigenface和Fisherface进行了详尽地分析与比较, 试验结果表明当具有不同情况下的多幅人脸样本时, Fisherface方法的识别率远远高于Eigenface方法。

2.3.3 基于贝叶斯概率的方法

贝叶斯概率(Bayesian)决策理论是模式识别领域中的经典理论, MIT的

Moghaddam在Eigenface的基础上提出了基于双子空间进行贝叶斯概率估计的人脸识别方法^[17]。应用贝叶斯决策理论进行模式分类,首先要将人脸识别中的多类问题转化为两类分类问题,定义 Ω_I 为类内(*intrapersonal*)变化,即同一人脸的多幅图像之间的变化, Ω_E 为类间(*extrapersonal*)变化,即不同人脸的图像之间的变化。假设这两类变化都符合高斯分布,通过两幅图像的差 $\Delta=I_1-I_2$ 估计出两类变化的概率密度函数 $p(\Delta|\Omega_E)$ 和 $p(\Delta|\Omega_I)$ 。输入一幅待识别人脸图像,将该图像和人脸库中的每一类人脸图像作差 Δ' ,分别求出类内概率 $P(\Delta'|\Omega_I)$ 和类间概率 $P(\Delta'|\Omega_E)$,若 $P(\Delta'|\Omega_I)>P(\Delta'|\Omega_E)$,则认为是同一人脸图像,否则认为是不同人脸图像。该方法在分类过程中应用了各类分布的先验信息,在训练样本丰富的情况下可以在一定程度上克服光照、姿态和表情对人脸识别的影响。FERET'96测试表明,该方法具有最好的识别效果,其识别性能明显优于其它方法。

2.3.4 基于弹性图匹配的方法

基于弹性图匹配(Elastic Bunch Graph Matching, EBGM)的识别方法也是人脸识别中的重要方法^[18],其基本思想是用一个属性图(EBG)来表示人脸,属性图的顶点代表人脸关键特征点,其属性是相应特征点在不同情况下(不同人、不同条件)的多尺度、多方向的Gabor变换特征,称为**Jet**,边的属性为所有训练样本的不同特征点之间的几何统计关系。对任意输入的人脸图像,弹性图的匹配过程是通过一种优化搜索策略来定位面部特征点,同时提取他们的Gabor特征**Jet**,得到输入图像的属性图。最后通过计算其与数据库中已知人脸的属性图的相似度来完成识别过程。该方法不仅考虑了人脸图像的整体结构特征,还允许局部特征在一定程度上的变化,具有很好的识别性能,在FERET测试中,弹性图匹配方法的识别率排名前三。

2.3.5 基于三维形变模型的识别方法

Blanz和Vetter等提出的基于三维形变模型(3D Morphable Model)的人脸识别方法是人脸识别领域中的又一开创性成果^[25],该方法为重构人脸内部属性(人脸形状和表面纹理)提供了新的有效途径。首先在三维人脸库的基础上建立包含

人脸三维形状和二维纹理的统计形变模型,通过合成分析(Synthesis by Analysis)来模拟人脸图像的生成,从而得到输入人脸的形状参数、纹理参数等内部属性以及光照参数、摄像机参数等外部属性,用内部属性的参数来表示人脸,更有利于多光照、多姿态下的人脸识别。试验结果表明,该方法在CMU-PIE数据库和FERET数据库上都达到了很高的识别率,证明了该方法的有效性。

除上述介绍的经典方法之外,还有其它好的人脸识别算法,如基于独立主元分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法^{[24][43]}、基于隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM)的方法^[13]、基于统计的主动形状模型(Active Shape Model, ASM)^[14]和主动表观模型(Active Appearance Models, AAM)^{[15][44]}、基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法^{[23][45]}等,这些方法也都有很好的效果。总的来说,基于样本统计或学习的方法是目目前人脸识别的主流方法,这类方法充分利用学习到的人脸先验知识,并把人脸变化约束在样本人脸中,为人脸表示提供了一种可行渠道,不仅可以相对准确的表示新的人脸,还能避免非人脸的产生。

2.4 人脸识别性能评价

人脸识别性能评价是人脸识别研究的重要部分,不但可以总结当前人脸识别研究的最高技术水平,还能分析当前人脸识别研究所面临的主要问题和今后的研究方向。然而进行人脸识别性能评价是个系统而复杂的工作,人脸识别算法和系统都是与应用相关的,目前还没有一个既包括不同应用下的大规模数据库又包括标准评价方法的人脸识别技术公共评价协议。即使有些系统在某些数据库上的识别性能很高,也很难评价它们在实际应用中的识别性能。到目前为止,主要有三种人脸识别性能测试协议:FERET协议、XM2VTS协议和FRVT协议。

2.4.1 FERET 测试

FERET项目是由美国国防部的反毒品技术开发计划资助,其目的是开发能辅助安全、情报和法律等部门更好执行任务的自动人脸识别技术,该项目包括三个组成部分:发起人脸识别研究、建立FERET数据库和进行FERET评价。发起人脸识别研究的目的是开发人脸识别算法,建立FERET数据库用来支持人脸识别技术研

究和FERET评价。FERET项目起始于1993年3月，结束于1998年。

第一次FERET人脸识别性能评价于1994年8月举行(the Aug94 Evaluation)，这次评价的目的是测试能对人脸图像进行自动定位、归一化和识别的算法性能；第二次FERET人脸识别性能评价于1995年3月举行(the Mar95 Evaluation)，这次评价的目的是检验人脸识别研究从FERET项目开始至本次评价所取得的进展以及这些算法在大规模人脸数据库上的识别性能；第三次FERET人脸识别性能评价于1996年9月举行(the Sep96 Evaluation)，这次评价分为两种不同的测试，第一种测试需要提供人脸图像的两眼睛坐标，主要评价半自动化人脸识别算法的性能，第二种测试只需要提供人脸图像，主要评价全自动化的人脸识别算法性能。并且这次评价还把PCA算法^[12]和Correlation算法^[46]的性能作为人脸识别算法的基准算法。

FERET的测试结果被公认为反映了当时人脸识别技术的最高学术水平和技术水平，其中麻省理工大学(MIT)的贝叶斯方法、马里兰大学(UMD)的子空间线形判别方法和南加州大学(USC)的弹性图匹配方法是当时性能最好的三种人脸识别算法。测试结果还表明，人脸识别性能依赖于人脸图像测试集，不同的测试集上的识别性能差别很大。人脸识别性能还受到人脸图像拍摄场景的影响，对于在训练集和测试集的拍摄条件相似(测试集fb)和测试集为一年以后采集(Dup II)的测试中，USC的弹性图匹配方法的识别率(identification)分别是94%和59%，而UMD的子空间线形判别方法的识别率分别是96%和47%；同样的情况下，对于确认(verification)，USC的弹性图匹配方法的等错误率是2%和14%，而UMD的子空间线形判别方法的等错误率是1%和12%。

FERET人脸数据库和FERET评价体系的建立对推动人脸识别的发展产生了重要影响，一系列测试证明了人脸识别算法性能的进步；FERET的另一个贡献是指出人脸识别的研究方向，测试结果揭示了当时人脸识别所面临的3个主要问题：时间间隔、光照变化和姿态变化。

2.4.2 XM2VTS 测试

多模式方法是非常有前景的安全性高、用户友好的一种身份识别方法，所谓多模式方法就是融合人的多种生物特征信息来进行身份识别的方法。M2VTS项目(Multi-Modal Verification for Teleservices and Security Applications)

是欧洲高级通信技术和服务 (Advanced Communication Technologies and Services) 项目, 目的是利用多模式人脸识别的方法解决接入控制问题。XM2VTS 多模式数据库是M2VTS数据库的扩充, 包含了295人在4个不同时间段的图像和语音视频片断, 每个片段的数据包含了每个人的2个头部旋转视频片段和6个语音视频片断^[36]。

XM2VTS测试的目的是评价基于视频和语音信息的身份确认系统在XM2VTS数据库上的性能, 该测试只做人的身份确认 (verification), 即首先给出输入人的身份与特征, 将输入人的特征与计算机中存储的该人特征进行比较, 系统根据相似度大小决定输入人所声明的身份是真是假。在ICPR 2000 (the International Conference on Pattern Recognition)上, XM2VTS进行了一次识别竞赛, 共有12种算法参加了竞赛^[47]。性能最好的是LDA算法, 在两种不同阈值情况下的错误接受率 (False Acceptance Rate) 和错误拒绝率 (False Rejection Rate) 分别为2.3%/2.5%和1.2%和1.0%, 该结果与FERET结果中的等错误率 (Equal Error Rate) 相近。

多模式识别方法的测试结果在诸多应用领域都有借鉴意义, 比如在电讯领域, 多模式识别方法对网络服务有直接的影响, 可以大大提高信息安全性。

2.4.3 FRVT 测试

1997年FERET的结论指出, 人脸识别系统主要是大学或者研究所里开发的原型系统, 之后商业人脸识别系统迅速发展, 到2000年的时候出现了一些商业人脸识别系统。为了比较不同商业系统的识别性能和促进商业系统发展, 美国DAPPA、NIJ和DOD等多家机构分别于2000年和2002年联合资助了两次专门针对商业人脸识别系统进行评测的项目Face Recognition Vendor Test (FRVT)。组织FRVT测试的目的是为政府和法律安全部门提供决策信息, 帮助他们决策哪些场所需要人脸识别技术。FRVT测试结果还分析人脸识别技术所面临的问题及发展方向。

FRVT2000^[3]测试由两部分组成: 识别性能测试和产品实用性测试。识别性能测试是对识别技术进行评价, 目的是评价不同识别技术的性能。产品实用性测试的目的是来检验产品在实际应用 (入门控制) 时的系统性能, 所有参加测试的系统都在同一个标准库上进行测试, 这样保证了测试结果的可比性。共有来自澳大利亚、德国和美国的8个商业人脸识别系统参加了FRVT2000测试, 但是只有5家在规

定时间内完成了全部测试。与FERET测试相比较, FRVT2000测试的样本更丰富, 包括压缩、距离、表情、光照、存储媒介、姿态、分辨率和时间间隔8大类人脸图像的识别。测试结果表明不同的存储媒介和图像压缩对人脸识别性能几乎没有影响; $\pm 25^\circ$ 范围内的姿态变化对人脸识别性能也没有明显的影响, 当角度达到 $\pm 40^\circ$ 时人脸识别性能急剧下降; 室内光照变化对人脸识别性能的影响不大, 而室外光照对人脸识别性能有很大的影响; 对有时间间隔的人脸图像, FRVT2000的测试结果比FERET的测试结果虽然有一定的改进, 但是时间间隔对人脸识别性能仍然有很大影响。FRVT2000的一个结论就是时间间隔、光照变化和姿态变化仍然是人脸识别技术在今后的研究重点。

FRVT2002^[4]测试主要评测2000年后人脸识别技术取得的进展, 评价人脸识别系统在实际应用中大规模数据库上的识别性能。FRVT2002测试有两种测试, 高强度计算测试(HCInt)和中等强度计算测试(MCInt), 这两种测试均要求系统自动进行, 不能有人工参与。其中HCInt用来测试当前最好人脸识别系统在实际应用中大规模人脸数据库上的识别性能, 该数据库由37, 437人的121589幅图像组成。MCInt由两部测试分组成: 基于静态图像测试和基于视频序列测试。基于静态图像的MCInt测试用来评测在不同条件下的人脸识别系统性能, 而基于视频的MCInt测试用来评测视频序列是否有助于人脸识别性能的提高。

FRVT2002测试的主要结果如下:

1) 最好的人脸识别系统, 对签证照质量的人脸图像, 错误接受率为0.01%时的最低错误拒绝率为30%; 错误接受率为0.1%时的最低错误拒绝率是18%; 错误接受率为1%时的最低错误拒绝率为10%。

2) 对于最好的人脸识别系统, 室内光照条件的一般变化对识别性能的影响不大。对室内人脸图像, 最好的识别结果是当错误接受率为1%时的确认率达到90%; 对于室外人脸图像, 最好的识别结果是当错误接受率为1%时的确认率仅达到50%, 所以室外人脸图像识别仍然是人脸识别中的难点。

3) 对于姿态问题, 在87人规模的人脸库上, 当光照条件一致时, 左右深度旋转45度的最高首选识别率为42%; 抬头/低头30度的最高首选识别率为53%。姿态问题仍是人脸识别中的难点问题。

4) 时间间隔是影响人脸识别系统实际应用的一个重要因素, 时间跨度为3

年左右的图像，在错误接受率为1%时的最高首选识别率仅为60%。对于最好的系统，时间跨度每增加一年，识别性能下降大约5%。

5) 数据库规模也影响人脸识别的性能，FRVT2002第一次测试了数据库规模对人脸识别的影响。结果表明，对最好的人脸识别系统，数据库规模是800人时的首选识别率为85%，数据库规模是1600人时的首选识别率为83%，数据库规模是37,437人时的首选识别率下降到73%，总体而言，数据库的规模每增加一倍，识别性能下降2到3个百分点。一般地，识别性能与数据库规模的对数成反比。

6) 不同属性的人群识别也有差异，对最好的人脸识别系统，男性的识别率比女生的识别率大约高6到9个百分点，表明男性比女性更容易识别；18至22年龄段的识别率为62%，而38至42年龄段的识别率为74%，表明老年人比年轻人容易识别，而且年龄每增加10岁，识别性能上升大约5个百分点。

7) FRVT2002对两种新的识别方法进行了测试，一个基于三维形变模型的人脸识别^[25]，一个是基于视频序列的人脸识别。测试结果表明，三维形变模型方法显著提高人脸识别性能，特别是对于非正面人脸图像识别。基于视频序列的人脸识别性能与静态图像识别性能一样。

FRVT2006是最后一次系统的、大规模的人脸识别技术评价，其目标是评测自FRVT2002后人脸识别算法和商业人脸识别系统所取得的进展，计划在以下四个方面进行评测：高分辨率静态图像识别、三维扫描人脸识别、多静态人脸图像识别和对光照与姿态进行预处理后的识别。FRVT2006由NIST组织进行，计划开始于2006年1月30日，目前还没有评测报告出来。

2.5 人脸识别所面临的主要问题

从应用的角度：

1) 实用化的人脸识别系统一般都采用摄像头作为图像采集设备，但是受到距离限制，采集的图像一般比较小并且质量不高，影响人脸识别性能。

2) 当前的人脸识别算法和系统都比较复杂和庞大，特别是当人脸数据库规模很大时，很难达到实时性的要求。

从识别机理的角度：

1) 我们对人进行人脸识别的机理仍然不清楚，人脸识别过程是十分复杂的

生理过程，目前所有的人脸识别算法都只是一种方法的尝试，不能从根本上模拟人类识别过程。

2) 人脸具有非常复杂的几何结构、生理结构和光照特性的对象，单一人脸对象有多大的唯一性和不变性？虽然人脸之间存在差异，但是所有人脸又都具有相似的结构，不同人脸对象之间有多大的差异性？这些都是人脸识别研究的基本问题，还有待进一步研究。

从算法的角度：

目前的人脸识别算法都是从人脸图像的表现特征出发来提取表示人脸的分类特征，但是人脸图像的表现受到各种因素的影响，使得人脸识别应用系统的性能很难满足人们的需求。这些因素大体上可以分为两类：外部因素(光照、姿态、表情、化妆、饰物、图像采集设备等)和内部因素(年龄老化、健康精神状态等)。目前还没有算法能同时克服这些因素，大多数的算法只是对某一因素有较好的鲁棒性，研究对多种因素同时具有鲁棒性的算法或者把不同算法进行融合得到更好的性能是今后人脸识别研究的重点。影响算法性能的主要问题如下：

1) 光照变化问题

实用化的人脸识别系统大都是工作在不可控的工作环境，图像采集时的光照条件往往变化较大，尤其是室外的光照变化更为剧烈。即使目前最好的商业人脸识别系统，在室外光照条件下的识别性能很差。虽然研究人员提出了很多解决光照问题的方法，但是这些方法都是在一定假设前提下对复杂光照变化的简单模拟，不能满足实用化的要求。光照变化是阻碍人脸识别技术应用的难点问题之一。

2) 姿态变化问题

友好的人脸识别系统是不对用户有任何要求的，甚至是在用户不知的情况下进行的，这样就不能保证系统输入是正面的人脸图像。目前人脸识别系统对正面人脸图像有比较好的识别性能，但是对非正面的人脸图像的识别性能就很差，即使数据库规模很小的情况下。姿态问题也是人脸识别系统实用化的难点问题。

3) 表情问题

人脸是人们情感表达的最直接载体，人脸由于本身复杂的生理结构才能表达丰富的表情，这样也使得不同表情下的人脸产生不同的表现，特别是夸张的表情动作使差异更加明显。而且人脸表情变化丰富，很难用算法或模型模拟，所以

表情变化问题也是人脸识别技术研究中的重点问题。

4) 样本多样性不足问题

目前主流的识别算法都是基于对人脸表观/图象进行统计或则学习的方法，所以学习样本的多样性是算法鲁棒性强弱的关键，但是往往很难获取足够多的样本数据来覆盖实际应用中的数据分布，因而出现学习样本和实际数据之间的不对称性，从而降低了识别算法的鲁棒性。

5) 其它问题

年龄老化、图像采集设备问题、饰物遮挡问题等都是影响人脸识别性能的问题。

2.6 本章小结

经过几十年的研究与发展，人脸识别技术取得了长足的进步，并有很多的商业系统的应用，本章从人脸识别研究的发展历程、国内外研究现状、经典识别方法、性能评价以及面临的问题等角度探讨了人脸识别研究的发展。人脸识别具有广阔的发展前景与应用价值，但是人脸识别技术还不成熟，离人们实际生活的需要还有一段距离。目前国内外还没有非常成功的应用实例，特别是国内的人脸识别研究，大部分是在政府资助下的科研项目，商业化人脸识别系统更有待发展。所以人脸识别技术会继续吸引国内外研究者的关注与热情，开发更为实用的识别算法和系统，特别是对那些关键问题的研究。

第3章 人脸形状信息和纹理信息对人脸识别的影响

如何评价形状信息和纹理信息对人脸识别的影响是人脸识别领域中一个基本而又重要的问题,该问题的研究对人脸识别算法和系统设计都有很好的启示意义,特别是对近几年出现的基于三维人脸重构的人脸识别方法有更好的借鉴意义。本文借助于中国大规模三维人脸数据库和 Eigenface 算法的基础上就形状信息和纹理信息对人脸识别的影响进行了评价。采用平均三维人脸来改变原始三维人脸的形状和纹理信息,系统地分析了在这种变换模式下的人脸三维形状和二维纹理对人脸图像识别的影响,在该数据库和试验算法上的试验结果表明人脸形状和纹理信息对人脸识别都有很大的影响并且形状信息的影响远远大于纹理信息的影响。

3.1 问题提出

人脸具有复杂的几何结构和生理结构,而且人脸的光照特性也很复杂,但是从人脸成像的一般过程来看,影响人脸图像生成效果主要包括三个因素:人脸三维形状、人脸二维表面纹理和外界光照条件,其中三维形状和二维纹理是人脸的内在属性,而光照条件是外在属性。人脸形状信息和纹理信息在人脸表示上哪一信息起主导作用?心理学领域和人脸识别领域,都对这一问题进行了许多的研究^{[48][49]}。近几年来,提出了许多新的人脸识别方法,如基于三维的、三维与二维相融合的和三维形变模型的识别方法^{[25][50][51][52][53]}。人们认为与二维人脸识别相比,借助于三维信息进行人脸识别更有提高识别性能的潜在优势。然而很难能从单张图像中分离出人脸的三维形状和二维纹理信息,该问题一直是图形学中的病态问题。所以也很难对人脸三维形状和二维纹理信息在人脸识别中的影响进行评价。

近几年出现的激光扫描仪设备可以同时采集人脸的三维形状信息和二维纹理信息,扫描得到的三维人脸即具有准确的三维形状又具有真实的纹理,而且这两种信息是可分离的。基于该技术得到的三维人脸数据,文献^{[49][54]}对三维形状和二维纹理对人脸识别中影响这一问题进行了系统的研究,并得出一些有意义的结论。但是文献^{[49][54]}的工作有两方面的不足,首先试验所用的三维人脸个数较少,不能充分地反映三维形状和二维纹理对人脸识别的影响,第二,他们的

试验是用人而不是用计算机进行识别,不能放映出三维形状和二维纹理对实际的人脸识别算法或者识别系统的影响。虽然人天生具有强的人脸识别和分类能力,并且从心理学角度分析人类的识别过程对人脸识别算法和系统的设计都很好的借鉴和指导意义,但是人类的人脸识别和计算机人脸识别之间有很大的差别。对计算机人脸识别来说,人类的人脸的识别过程太复杂甚至人们对识别的机理还不清楚,所以很难用计算机来模拟人类的识别能力。目前的计算机人脸识别算法和系统都是基于对人脸识别过程的简单模拟或者把数学的分类方法应用到人脸图像数据中,所以我们认为有必要从计算机人脸识别算法或系统方面来评价人脸三维形状和二维纹理对人脸识别的影响,这样会有更大的现实意义和应用价值。

实验中使用具有统一拓扑结构的 300 个扫描的三维人脸,这些人脸采用网格重采样的方法^[39]进行对齐,所以可以方便地在任意两个三维人脸之间进行形状或者纹理的变换,从而可以得到 original、shape-normalized 和 reflectance-normalized 三种形式的三维人脸。然后利用透视投影变换和 Phong 光照模型把这三种形式的三维人脸向二维平面做投影,得到不同角度下 original、shape-normalized 和 reflectance-normalized 三种形式的投影图像,用 original 投影图像作为已知人脸,shape-normalized 和 reflectance-normalized 投影图像作为待识别人脸进行识别。由于 3D 形状和 2D 纹理的改变影响投影图像的生成,所以识别的结果可以反映出 3D 形状和 2D 纹理对人脸识别的影响。由于 Eigenface 是人脸识别中经典和基本的识别算法,也是进行人脸识别研究的基准算法之一^[12],本文采用 Eigenface 算法作为识别算法。

3.2 数据组织

本实验是基于我们实验室创建的大规模三维人脸库,该节介绍了三维人脸的获取、三维人脸之间的对齐问题以及如何得到 original、shape-normalized 和 reflectance-normalized 人脸投影图像。

3.2.1 三维人脸

试验所用的三维人脸是通过 CyberWare 3030RGB/PS 激光扫描仪获取,该激光扫描仪可以一次扫描得到人头部的几何信息和彩色纹理信息。扫描仪使用柱面

坐标来记录几何信息,扫描精度为圆周方向(用 φ 表示, $0 \leq \varphi < 2\pi$)489个采样点,轴方向(用 h 表示, $0 < h < 300mm$)478个采样点,扫描半径(用 r 表示)在260mm到340mm之间。每一个几何采样点对应一个24位(用R,G,B表示)纹理像素点,并以 489×478 大小的纹理图像存储。由于该扫描仪对于头发等结构复杂或黑色部位的扫描效果比较差,而这里感兴趣的只是人的面部信息,因此被扫描者都戴了泳帽,没有化妆,不戴眼镜和任何饰物。CyberWare 扫描仪获得的数据精度很高,一个人的原始数据大约由200,000点和400,000个三角面组成。CyberWare 扫描仪和扫描得到的原始人脸如图3-1所示。



(a) CyberWare扫描仪
(a) CyberWare Scanner



(b)三维人脸 (c)几何数据 (d)纹理图像
(b)3D face (c)Range shape (d)Texture image

图 3-1 CyberWare 扫描仪与原始三维人脸数据

Figure 3-1 CyberWare Scanner and the prototypic scan

然后对原始三维人脸进行补洞、平滑、切割和坐标校正等于处理,得到保留人脸主要区域的三维人脸,如图3-2所示。

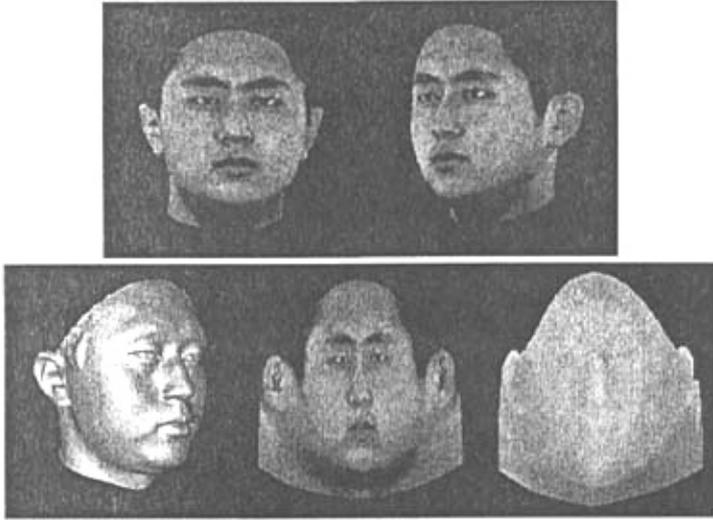


图 3-2 预处理后的三维人脸

Fig.3-2 The laser scan of head after pre-processing

3.2.2 基于网格重采样的三维人脸对齐

为了得到形状和纹理改变的三维人脸，要在不同三维人脸之间进行三维形状信息或者二维纹理信息的变换，但是一个人脸的二维纹理可能不会很好地匹配到另一个人的形状上去，这是所谓的人脸对齐问题^{[25][55][56][57]}，无论是二维人脸图像对齐还是三维人脸对齐，都是一个重要而又困难的问题。本文采用网格重采样的方法进行三维人脸的对齐^[39]，网格重采样是通过原始数据建立网格和曲面的常用方法，本文采用的重采样算法是 Krishnamurthy 方法^[58]，该方法首先将三维人脸网格进行分片，然后对每一片进行重采样建立新的网格。基于这种重采样的三维人脸对齐方法，根据人脸特征将所有人脸使用统一的分割方法进行分片，然后对每一面片进行相同重采样，由于重采样可以使不同人脸的对应分片具有相同的拓扑结构，从而人脸的对应可以由对应分片的对应自然建立起来，图 3-3 给出了人脸重采样的过程和结果，第一行图像依次为基于特征点的分片、等形线初始化、一次采样、四次采样、最后结果，第二行图像为基于重采样算法和光流算法得到的平均人脸。

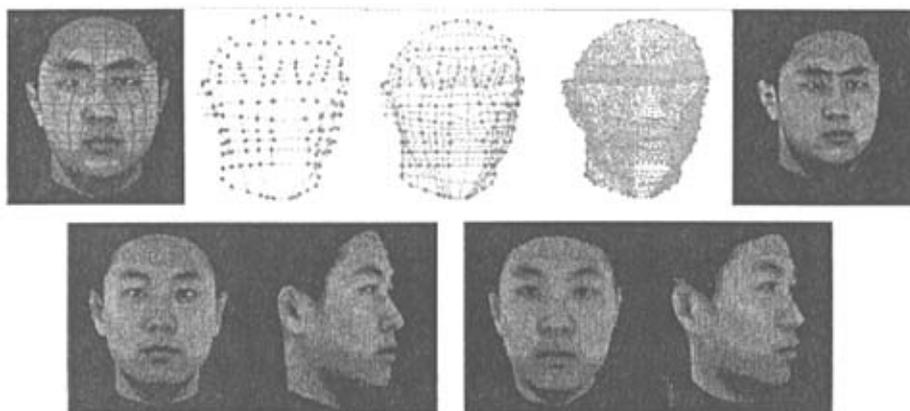


图 3-3 三维人脸的重采样过程和人脸对齐结果

Fig.3-3 Mesh resampling procedure and average face aligned by mesh resampling method and optical flow algorithm.

3.2.3 shape-normalized 和 reflectance-normalized 三维人脸

有研究表明平均人脸是最具有魅力 (attractiveness) 的一种人脸模式, 包含有所有人脸的特征信息, 所以本文选用平均三维人脸来改变原始三维人脸的形状信息和纹理信息^[49]。重采样后的三维人脸具有统一拓扑结构的三维形状和像素级对齐的二维纹理, 这给三维人脸之间形状信息或者纹理信息的更换提供了便利, 而且可以保证不同三维人脸的形状信息和纹理信息的完全匹配, 从而可以容易地得到 shape-normalized 和 reflectance-normalized 三维人脸。所谓 shape-normalized 人脸就是把原始三维人脸的形状信息替换为平均三维人脸的形状信息后的人脸, reflectance-normalized 人脸就是把原始三维人脸的纹理信息替换为平均三维人脸的纹理信息后的人脸。当投影时的光照条件相同时, 人脸的投影图像由人脸的三维形状信息和二维纹理信息决定, 我们的目标是评价三维形状信息和二维纹理信息对人脸识别的影响, 所以要适当地改变人脸的三维信息或者二维信息。平均人脸即具有所有人脸的特征又是最典型的人脸, 选用平均三维人脸来改变所有人脸的形状信息和纹理信息, 保持三维人脸的纹理信息将其形状信息替换为平均人脸的形状信息后的人脸成为 shape-normalized 人脸, 保持三维人脸的形状信息将其纹理信息替换为平均人脸的纹理信息后的人脸成为 reflectance-normalized 人脸。所以实验所用的三维人脸共有三种形式: 原始扫描的三维人脸 (original)、形状改变后的 shape-normalized 三维人脸和纹理改变后的 reflectance-normalized 三维人

脸，如图 3-4 所示。

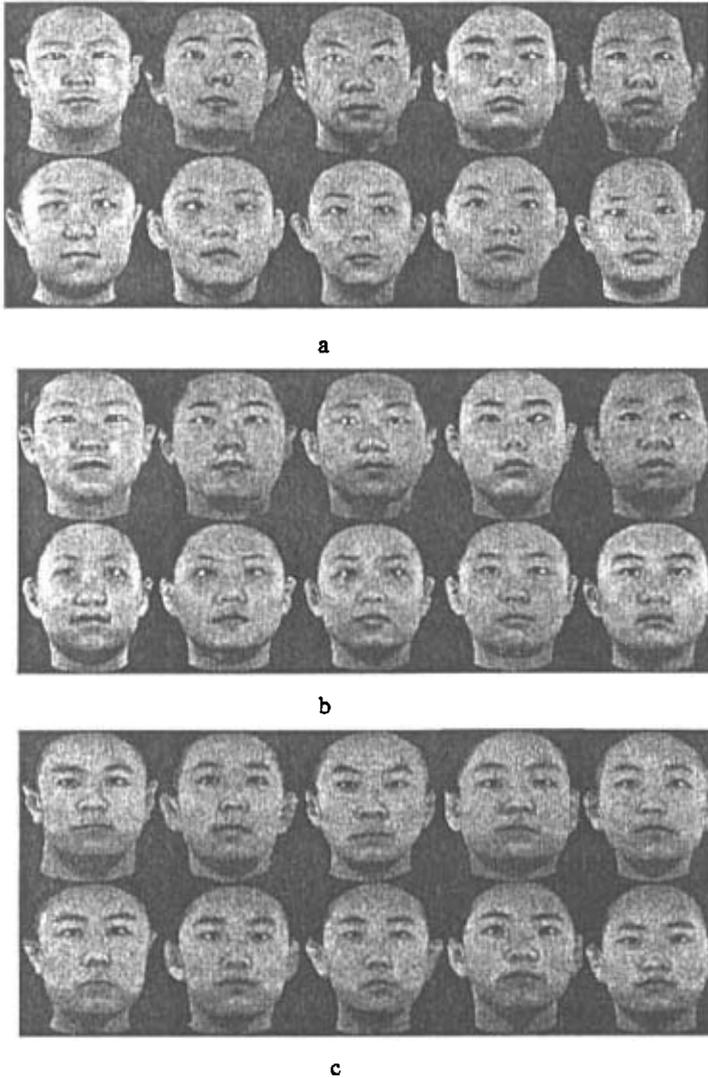


图 3-4 三种形式的三维人脸，a 为原始三维人脸，b 为 shape-normalized 三维人脸，c 为 reflectance-normalized 三维人脸

Fig.3-4 Three versions of 3D faces, a shows the original 3D faces, b shows the shape-normalized faces, c shows the reflectance-normalized faces.

3.2.4 投影图像的生成

人脸识别系统的输入数据为二维人脸图像，首先要把三维人脸投影为规一化的二维人脸图像。利用透视投影变换和 Phong 光照模型可以得到投影后的彩色人脸图像，由于在投影过程中的光照条件一致，我们认为投影人脸图像仅受到形状信息和纹理信息的影响。投影图像的归一化过程如下：手工标定出某一个三维

人脸上两眼睛中心的位置,然后调节投影参数使得正面投影图像上两眼睛中心的距离为一定值,并记录下所有的投影参数。由于我们的三维人脸具有相同的顶点数、三角面片数和拓扑结构,所有三维人脸的眼睛中心都在相同的位置上(眼睛中心所在的顶点号和三角面片号相同),则可以通过调节参数使得所有三维人脸的正面投影图像上两眼睛中心的距离为相同值,以投影图像的眼睛中心为基准可以得到归一化的人脸图像,其大小为 64×64 像素。然后调节视点参数,我们可以得到所有三维人脸在不同角度下的投影图像。每种角度下共有 300 张原始三维人脸的投影图像、300 张 shape-normalized 三维人脸的投影图像和 300 张 reflectance-normalized 三维人脸的投影图像,一共有 6 种不同角度的投影图像分别为 0° 、 15° 、 30° 、 45° 和 60° 图像,图 3-5 显示了不同角度下的投影图像。

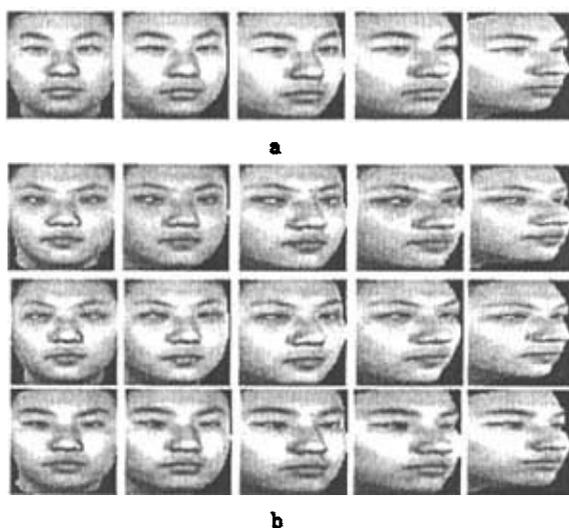


图 3-5 在 0° 、 15° 、 30° 、 45° 和 60° 下的投影图像, a 为平均三维人脸的投影图像, b 为原始三维人脸、shape-normalized、reflectance-normalized 三维人脸的投影图像

Fig.3-5 Projected images at view of 0° , 15° , 30° , 45° and 60° , a shows projected images of the average 3D face, b shows the projected images of one 3D face in original, shape-normalized and reflectance-normalized versions.

3.3 基于 Eigenface 的人脸识别

人类对人脸的识别过程非常复杂,除人脸本身的因素外还受多种因素影响,如服饰、发型、走路姿态等,而计算机人脸识别仅依赖于输入的人脸图像信息。三维形状和二维纹理信息是人脸的内在本质属性和物理部件,当光照条件一致时,人脸图像的生成结果仅由这两种信息所决定,我们可以通过对

shape-normalized 三维人脸投影图像和 reflectance-normalized 三维人脸投影图像的识别来评价这两种信息对人脸识别的影响。由于 Eigenface 算法操作简单而又具有好的识别效果，我们采用 Eigenface 算法来评价三维形状信息和二维纹理信息对人脸识别的影响。Eigenface 算法来源于 Sirovich 和 Kirby 的主序元分析 (Principal Component Analysis, PCA) 思想^[59]，其原理在前面的第二章节中已经介绍，在此不再赘述。从 Eigenface 算法的原理可以看出，所有的人脸图像都是通过训练得到的 Eigenfaces 来表示的，所以 Eigenfaces 的表示能力的强弱决定了该方法的性能，特别是当人脸样本集不能够很好的覆盖人脸测试集时，该方法的性能就会下降，这是 Eigenface 算法的一个固有缺点而且一般情况下很难得到足够的训练样本。本文在利用 Eigenface 算法进行人脸识别时充分考虑了这一不利因素，并把它转换为有利因素更好地说明本实验结果。

对每个角度下的投影图像分别计算 Eigenface 和进行识别，不再需要对不同角度下的图像进行视角对齐^[54]，从而保证了识别结果更加准确。用原始三维人脸的投影图像作为 Eigenface 的训练图像集和已知人脸库 (gallery)，用 shape-normalized 三维人脸投影图像和 reflectance-normalized 三维人脸投影图像作为待识别人脸库 (probe)，图 3-6 显示了 0 和 30° 下的平均人脸和前 10 个的特征脸。



图 3-6 不同角度下的特征脸，a 为 0° 下的平均人脸和前 10 个特征脸，b 为 30° 下的平均人脸和前 10 个特征脸

Fig.3-6 Average face and Eigenfaces, a shows the average face and the top ten Eigenfaces at viewpoint of 0° , b shows the average face and the top ten Eigenfaces at viewpoint of 30°

由于用原始人脸的投影图像来训练 Eigenface, 则原始人脸投影图像可以用 Eigenface 准确的表示, 由于形状或者纹理改变的影响, shape-normalized 三维人脸投影图像和 reflectance-normalized 三维人脸投影图像不能用 Eigenface 准确的表示, 形状和纹理对投影图像影响也大, 表示效果就越差, 从而识别率就越低。从识别结果上可以看出形状和纹理信息对人脸图像识别的影响, 我们分别对 0, 15, 30, 45 and 60° 投影图像进行了识别, 其识别结果如下表所示。

表 3-1 投影图像在不同角度下的识别结果

Table.3-1 First, third and fifth Face Recognition Rates of projected images in different views

angle of view images		0°	15°	30°	45°	60°
		First Recognition Rate				
Shape-normalized images	Shape-normalized images	23.3%	25.0%	22.7%	10.7%	14.0%
	Reflectance-normalized images	65.3%	61.0%	65.4%	67.0%	76.7%
Third Recognition Rate						
	Shape-normalized images	36.0%	35.0%	30.0%	17.3%	19.3%
Reflectance-normalized images	Reflectance-normalized images	70.0%	66.7%	69.4%	71.0%	76.7%
	Fifth Recognition Rate					
Shape-normalized images		44.0%	39.0%	32.7%	21.3%	21.3%
Reflectance-normalized images	Reflectance-normalized images	72.0%	68.7%	72.7%	72.7%	78.7%

从识别结果看, 人脸形状和纹理对基于 Eigenface 算法人脸识别的影响分析可以归纳为如下的结论:

(1) 人脸的形状信息和纹理信息, 作为人脸的内在本质属性, 对人脸图像识别都用重要的影响, 从识别结果中可以看出, shape-normalized 和 reflectance-normalized 三维人脸的投影图像在所有角度下的最高识别率仍低于 80%, 这表明任何一种信息的改变都会对人脸图像产生很大的影响, 从而很大程度上影响着人脸图像识别。所以好的人脸识别算法要尽可能地提取准确的人脸的内在属性。

(2) 形状信息对人脸识别的影响远远大于纹理信息对人脸识别的影响, 实验结果表明 reflectance-normalized 人脸投影图像的识别率高于 shape-normalized 人脸投影图像的识别率, 这表明保持原始的形状信息比保持原始的纹理信息对人脸识别的贡献要大。

(3) 随着投影角度的增加, 形状信息对人脸图像识别的影响逐渐变大而纹理

信息对人脸图像识别的影响逐渐变小。从表 3-1 可以看出, shape-normalized 投影图像的识别率随着投影角度的增加呈总体下降的趋势, reflectance-normalized 投影图像的识别率随着投影角度的增加呈总体上升的趋势, 这表明人脸的形状轮廓信息在人脸识别起着重要的作用, 特别是在投影角度增加的情况下。

3.4 本章小结

基于实验室的大规模三维人脸库, 系统地评价了人脸形状信息和纹理信息在不同投影角度下对基于特定算法进行人脸识别的影响, 与其他相关工作比较, 我们的工作有以下几个优点: 第一, 采用了 300 个三维人脸, 较大规模的三维人脸可以系统和准确地评价不同条件下形状信息和纹理信息对人脸识别的影响; 第二, 试验所用的三维人脸高分辨率的激光扫描仪得到, 并采用重采样算法做人脸对齐, 这给我们提供了精确的实验数据并可以进行人脸之间的形状信息和纹理信息的变换; 第三, 我们采用 Eigenface 算法进行人脸识别, 而不是用人进行识别, 这对人脸识别算法的设计和人脸识别系统的发展有很好的启示意义。

许多学者认为三维人脸识别方法或者利用人脸三维信息来辅助人脸识别是今后人脸识别发展的方向, 我们的实验结果表明了这种观点的合理性。一个好的人脸识别算法或系统, 必须同时充分考虑人脸的形状信息和纹理信息, 特别是形状信息。

最后需要特别指出的是, 我们的实验结果不是绝对地评价出人脸形状信息和纹理信息对人脸识别的影响, 因为投影虚像生成过程中设定不同的光照条件、投影图像规格化大小的不同和利用不同的识别算法都会对实验的结果产生影响, 但是我们的实验结果还是能大体上反映出人脸形状信息和纹理信息对人脸识别的影响, 而且我们认为仍然需要在这方面做进一步的研究。

第4章 人脸识别中的光照问题

光照问题是目前人脸识别中的难点问题之一，本章对该问题进行了概括分析。首先探讨了人脸图像的表达模型，然后分析了光照变化对人脸识别的影响，最后对解决人脸识别中光照问题的方法进行了小结。

4.1 人脸图像的表达模型

4.1.1 人脸图像的一般表达模型

进行人脸识别的图像通常由图像采集设备(照相机、摄像机等)得到，图像的形成过程可以用光照模型进行表示。光照模型是根据光学物理的有关定律，计算物体表面上任意一点投向观察者眼中光亮度大小的公式。人脸图像则是由外界光源(包括自然光源、人造光源以及其它物体反射光)发出的光线照射在人脸，经人脸表面反射后传播到摄像机感应器件的光线强度的度量。不难看出，从人脸成像的过程来看，人脸图像的形成有两大关键因素：

- 人脸内部因素

包括人脸的三维形状、人脸表面纹理(反射属性)以及人脸表情、发须的变化；

- 人脸外部因素

包括光照条件(光源方向、强度等)、周围物体(是否对光线遮挡)、饰物(眼镜、帽子)对人脸的遮挡以及成像设备参数(视点位置、设备焦距、光圈等)。

则人脸图像可以表示为人脸内部因素和外部因素的函数，即

$$I = f(F_{\text{intra}}; F_{\text{extra}}) \quad (4-1)$$

其中，函数 f 表示为成像函数， F_{intra} 和 F_{extra} 分别表示人脸内部因素和外部因素， I 为生成的人脸图像。常用的人脸图像表示模型是Lambert和Phong模型。

4.1.2 人脸图像的 Lambert 表示模型

自然界绝大多数景物为理想漫反射体，Lambert余弦定理总结了一个理想漫反射物体在点光源照射下的光的反射定律。根据Lambert定律，一个理想反射物体表面上反射出来的漫反射光强同入射光与物体表面法向量之间的夹角的余弦成正比。假设人脸皮肤的反射属性满足Lambert模型，人脸表面形状为凸表面结构，则人脸图像可以表示为：

$$I(x, y) = k_s \cdot I_{dir} \cdot \cos i \quad (4-2)$$

其中 $I(x, y)$ 为人脸图像在 (x, y) 坐标处的光照强度，

k_s 为人脸上的点 $P(x, y, z)$ 处的表面反射率，

I_{dir} 为光照强度，

$\cos i$ 为人脸上的点 $P(x, y, z)$ 处的表面法向量与光照方向的夹角余弦。

若记人脸表面点 $P(x, y, z)$ 处的单位法向量为 N ， $P(x, y, z)$ 到点光源的单位向量为 L ，则式4.1可以表示为如下的形式：

$$I(x, y) = k_s \cdot I_{dir} \cdot (N \cdot L) \quad (4-3)$$

显然，当点光源很远时，式4.2中 L 的变化很小，可以将 L 看为一常量，我们称此时的点光源为方向光。

4.1.3 人脸图像的 Phong 表示模型

与漫反射不同，镜面反射光在空间的分布有一定的方向性，它们朝空间一定方向会聚，该方向随着观察者的方位不同而变化。由于一般镜面反射光的计算较为复杂，实际应用时常用余弦函数的幂次来简化模拟一般光滑表面的镜面反射光的空间分布，再加上环境光和漫反射光的影响，则人脸图像的Phong表示模型可以表示为如下的公式：

$$I(x, y) = k_a \cdot I_{amb} + k_r \cdot I_{dir} \cdot (N \cdot L) + k_s \cdot I_{dir} \cdot \cos^n \theta \quad (4-4)$$

其中，

$I(x, y)$ 为人脸图像在 (x, y) 坐标处的光照强度,

k_d 为人脸面上点 $P(x, y, z)$ 处的漫反射率,

k_s 为人脸面上点 $P(x, y, z)$ 处的镜面反射率,

I_{amb} 、 I_{dir} 为环境光和直射光的强度,

N 、 L 为点 $P(x, y, z)$ 处的单位法向量和直射光方向

θ 为反射光和视线方向的夹角,

n 为镜面反射光的会聚指数。

从上述人脸图像的形成过程中不难看出,人脸的3D结构和表面纹理是决定人脸图像的本质属性,是区别人脸的主要特征。近几年出现的基于人脸三维信息的识别算法^{[25][51]}试图提取人脸的本质属性来提高人脸识别性能,这也是今后人脸识别的发展方向。

4.2 光照变化对人脸识别的影响

虽然光照是影响人脸图像的外部因素,但是由于人脸表面皮肤的复杂的光照特性,使得同一人脸在不同光照条件下图像的差异往往大于不同人脸在同一光照条件下图像的差异^{[2][60]},这种差异是影响人脸识别性能的一个主要原因。图4-1显示了同一人脸在不同光照条件下的人脸图像。FERET测试^[3]表明即使是最好的人脸识别系统,其性能也会受光照变化的影响而



图 4-1 不同光照下的人脸图像

Fig.4-1 “The variations between the images of the same face due to illumination are almost always larger than image variations due to change in face identity.”—Moses, Adini, Ullman, ECCV, 94

急剧下降。FRVT2002^[4]对商业人脸识别系统的测试结果表明，最好的商业人脸识别系统性能受室内光照变化的影响不大，但是对室外人脸图像的认识率仍然很低，无法让人们接受。图4-2是FRVT2002对光照变化的测试结果。

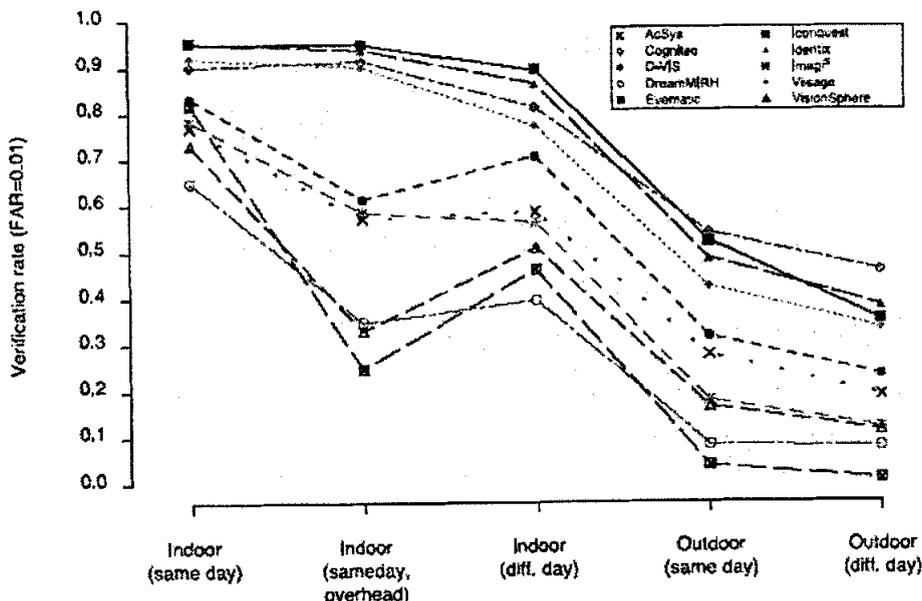


图 4-2 FRVT2002 对光照变化部分的测试结果[4]

Fig. 4-2. The results of face recognition under varying lighting in FRVT2002.

虽然近几年对多光照问题进行了大量的研究并提出了许多解决方法，但是这些方法都是在一定假设前提下对复杂光照变化的简单模拟，也很难满足实用化的要求。所以光照变化问题阻碍人脸识别技术应用的难点问题，有待进一步的研究和发展。

4.3 解决光照问题主要方法分类

当前的人脸识别系统只有在待识别样本与训练样本的光照环境一致情况下才具有很好的识别效果，否则识别性能急剧下降，特别是室外光照环境下的人脸图像。对光照问题的研究是当前人脸识别技术的研究热点和重点，FRGC (Face Recognition Grand Challenge)^[61]的主要目标是促进人脸识别技术的发展以支持人脸识别技术的实际应用，其中一个重要方面就是对多光照和多姿态人脸图像预处理方法的评测。人们提出了许多解决光照问题的方法，文献[60]将这些方法分为

三类：从图像灰度信息恢复人脸三维结构、光照不敏感特征和光照变化建模。文献[62]也将这些方法分为三类：光照不敏感特征、标准形式和光照变化建模。其中从图像灰度信息恢复人脸三维结构也就是所谓的SFS(Shape from Shading)方法^{[63][64][65]}，该类方法一般对人脸形状、表面纹理或者光照条件进行严格的假设。光照不敏感特征是指从图像中提取对光照变化不敏感的特征^{[37][66][67]}，基于这些特征进行识别。标准形式是指将任意光照下的图像都重新绘制为标准光照下的标准图像^{[68][69]}，然后基于标准图像进行识别。光照变化建模是指对多幅不同光照下的人脸图像建立模型，一般是建立光照变化的子空间^{[19][21][20]}，基于子空间对输入图像的表达能进行识别。通过对不同方法的总结与分析，文献[62]得出两个结论：第一，对于无约束的一般人脸识别，没有一种特征或者子空间具有光照不变性；第二，在训练样本或者人脸库图像足够多的情况下，任何一类方法都有比较好的识别性能，但是训练样本和测试样本之间往往具有不对称性，这也是光照变化影响人脸识别性能的主要原因之一。综合以前的工作和当前最新解决光照问题的方法，本文把这些方法大体上分为四类：提取对光照不敏感特征的方法、基于图像的预处理方法、光照子空间的方法和虚拟样本的方法。

4.3.1 提取对光照不敏感特征的方法

提取对光照变化不敏感特征是处理多光照人脸识别的最直接和最简单的方法，该方法简单易行并且在一般情况下有好的效果，但是在光照变化比较大时，任何一种特征都很难代表光照不变性。

- 边缘图(Edge Map)

图像的灰度边缘一般是由灰度值的变化引起，图像的灰度值变化可能是由于人脸表面反射率或者表面法向量的不连续性而产生，所以边缘图被认为是对光照变化不敏感的。但是边缘图也可能与光照变化有关，比如人脸表面阴影和镜面反射。总的来说，与原始灰度图象相比，边缘图是对光照变化不敏感的一种更加紧密的表示。

- 图像梯度

理论分析，在一定条件下，环境光的变化只对图像灰度产生影响而对图像梯度信息没有影响，因此可以用图像梯度信息作为人脸识别特征来减少光照变化

对人脸识别的影响^[70]。常用的图像梯度是一阶图像梯度和二阶图像梯度。

- 比例图

Belhumeur等^[71]通过计算两幅图像所产生的比例图像的复杂度,来判断两幅图像是由不同光照下的同一对象产生,还是由不同的对象产生。该方法认为同一物体在不同光照下的两张图像之间的比例图像要比不同的两个物体在不同光照下的图像之间的比例图像更简单,比例图像的复杂性用比例图像的梯度的绝对值的平方和表示。

4.3.2 基于图像预处理的方法

基于图像预处理的方法主要是从人类视觉和图像处理的角度出发,对输入的不同光照下的人脸图像进行各种图像处理操作或变换,从而得到对光照不变或者不敏感的特征。如图像与2DGabor卷积,对图像进行log变换,直方图均衡化处理(Histogram Equation, HE),直方图规定化(Histogram Specify, HS),Gamma灰度校正(Gamma Intensity Correction, GIC)等都被作为人脸识别的预处理操作。

- 图像与2DGabor卷积

心理学和生理学研究表明Gabor小波是一种最接近人类视觉特性的变换,在许多人脸识别算法中Gabor卷积被作为一种光照鲁棒性特征所采用^{[72][73]},通常认为该方法具有较好的效果。其实把图像与2DGabor做卷积与增强图像的边缘轮廓非常相似。

- Log变换

对图像灰度进行log变换是计算机视觉中常用的一种非线性变换,也有生理学研究表明人类的视网膜细胞对输入图像的灰度反映是非线性的,可以用log变换函数很好的表示。

- 其它方法

文献[73]对直方图均衡化处理,直方图规定化,Gamma灰度校正等方法进行了分析与比较,并得出对人脸图像进行这些简单的处理可以改进人脸识别的性能的结论。

4.3.3 光照子空间的方法

基于子空间的方法认为同一人脸在不同光照条件下的图像分布在一个低维线性子空间内,识别是选择对输入图像有最好表达能力的子空间。这个低维线性子空间可以通过对样本统计学习得到,也可以从图像的成像模型分析得到。这类方法是目前解决人脸识别光照问题的主流方法。

- 光照锥(Illumination Cone)

光照锥^{[19][74]}是一种基于图像表观的解决光照问题的方法,同时考虑了光照变化和姿态变化。光照锥方法基于这样的事实:在固定姿态下,同一人脸在任意光照下的图像存在于一个凸多面子空间(光照锥)中。该方法可以利用少量的几幅样本图像来重构出人脸形状和表面反射率,然后可以用重构出的人脸形状和表面反射率合成在新的姿态和光照下的人脸图像。每个人脸可以表示为不同姿态下光照锥的集合。从理论上讲,特定人脸的光照锥可以由其三幅合适的人脸图像得到,在实际中往往需要更多的图像来构造光照锥。首先从输入的样本图像中采用扩展的光度立体视觉算法恢复人脸形状和表面反射率,再根据估算出的表面反射率和形状生成该人脸的光照锥,最后用对光照锥进行降维得到一个低维的子空间,人脸识别则是选择与输入图像最近的子空间。该方法的优点是可以估计人脸形状和表面反射率,但是该方法是在假设人脸表面具有Lambert反射属性和人脸形状是凸几何结构的基础上进行的,而且需要输入多幅人脸样本且计算复杂,这在一定程度上影响了该方法的应用。

- 球面谐波线性子空间

球面谐波线性子空间也是基于人脸表面具有Lambert反射属性和人脸形状是凸几何结构的假设基础之上。通过在空间-频域中分析Lambert凸表面的反射方程,文献[21]证明了Lambert凸表面在任意点光源下的反射方程存在于一个9D的线性子空间中,这也意味着Lambert凸表面对象在不同光照条件下的图像可以由一个低维子空间来较为准确地表示。该方法极大地推动了对一般光照的建模,为任意光照下的人脸识别,尤其是室外环境下的人脸识别,提供了技术支持和理论支撑。这个9D线性子空间的基由低阶多项式(低维球面谐波基函数)构成,我们称这一理论为球面谐波理论。

- 商图像(Quotient Image)

商图像方法适合于具有Lambert属性的对象，特别是人脸这类对象，该方法假设人脸是具有相同形状但不同反射率的理想对象。商图像定义为相同类中两个不同对象的反射率之比，又可转化为两个对象在相同光照下的图像比。由于假设所有对象具有相同的形状，在光照条件相同的情况下商图像只包含对象的纹理相对信息，与光照无关。但是该方法要求对象具有Lambert属性，没有考虑镜面反射和阴影，且假设同类的所有对象具有相同的形状，这些要求对真实环境下的人脸识别来说太严格，影响到该方法的应用。

4.3.4 虚拟样本的方法

FRGC^[61]的实验结果表明增加人脸样本可以很大程度上提高人脸识别率，但是一般情况下我们很难得到人脸的多幅样本，特别是不同光照条件下的人脸样本。通过生成虚拟图像来增加人脸样本也是近几年出现的解决光照问题的较好方法，对人脸识别的性能有很好的改进。

- SFS (Shape From Shading)

SFS是一个病态问题，必须有一定的约束条件。文献[64]提出对称SFS，利用人脸的对称信息将未知数的数目减半。该方法的基本思想是利用人脸对称信息，由给定的任意光照条件下的图像，得到其在正面光源条件下的新图像，然后利用新图像进行识别。文献[62]提出了统计SFS，该方法通过学习人脸图像的基图像和残差图像的统计分布来恢复输入人脸的基图像。统计SFS不利用人脸的对称信息，所以可以用于非正面人脸图像的识别，也不需要多幅人脸样本，只需一幅人脸图像即可。统计SFS把对SFS的约束都隐含地表示在统计模型中，而不是显示地表示，并且不要求人脸具有严格的Lamert属性。输入一幅人脸图像后，利用建好的统计SFS模型可以合成新的光照条件下的虚拟图像，从而可以丰富训练样本。他们的实验结果表明增加虚拟人脸样本可以很好改进人脸识别性能。

- 三维人脸重建的方法

如第二章所述，三维形变模型是一种有效的克服人脸识别中光照和姿态问题的方法，除了用重构的人脸形状参数和纹理参数作为识别特征外，还可以用重建的三维人脸来合成虚拟人脸图像进行识别^[75]，在FRVT数据库上的测试结果表明了该方法的有效性。文献[76]把Fisherface和三维形变模型相结合，只需输入

一张人脸图像就可合成不同光照和姿态条件下的虚拟人脸图像，然后再利用Fisherface方法进行识别，在ORL和UMIST人脸数据库上的试验结果表明该方法的有效性。

文献[51]提出了一种综合分析(analysis-by-synthesis)的方法来实现三维人脸的重建，然后合成不同条件下的虚拟人脸图像。该方法首先通过二维人脸图像上多个特征点坐标和三维人脸上对应特征点坐标的迭代匹配来实现三维人脸的特定化，然后直接把人脸图像影射到特定化的三维人脸上得到具有真实感的三维人脸，实验结果表明了该方法对姿态和光照问题的有效性。

4.4 解决光照问题方法总结

虽然人们对光照问题进行了大量的研究并提出了很多方法，但是光照问题仍然是目前人脸识别中的难点问题，影响着人脸识别的应用。提取不变特征主要是基于图像处理技术的方法，这类方法不需要先验知识且操作简单，一般情况下对识别性能都有一定的改进。这类方法目前仍在被研究，主要是与其他方法的结合，但是远远不能从根本上解决光照问题；基于图像预处理的方法是利用人类视觉知识和图像处理技术对识别图像进行于处理，这类方法对识别性能也有很好的改进，与不变特征方法相比较，这类方法融入了一定的先验知识，识别结果也有很大提高，但是仍然不能从本质上分离光照；基于子空间的方法是目前人脸识别中的主流方法，这类方法在一定的假设前提下通过对大量人脸图像样本的统计或者学习，来试图得到对所有光照图像的代表。实践结果表明当训练集的光照条件覆盖了测试集的光照条件时，这类方法有很好的识别性能。但是对大量人脸图像样本的需求以及各种严格条件的假设，限制了这类方法在实际中的应用；增加虚拟人脸图像也是目前克服光照问题的一种有效方法，与子空间方法相反，这类方法从图像生成的角度来增加虚拟人脸图像，通过丰富人脸样本库来达到提高识别性能的目的。这类方法的一个难点问题是图像生成模型的建立和精确度，从二维图像恢复三维模型是一病态问题，但是通过人脸类先验知识(样本学习得到)给我们提供了一个较好的解决方式，本文也是从这方面出发建立了一个基于人脸形状预测模型的虚拟人脸生成方法，具体内容在下一章介绍。

4.5 本章小结

本章对人脸识别中的光照问题进行了概括与分析。介绍了人脸图像的表达模型，包括一般表示模型和两种常用的表示模型。重点介绍了解决光照问题的主要方法，并按照技术特点把这些方法分为四类：提取对光照不敏感特征、图像预处理、光照子空间和虚拟样本的方法，并对每类方法作了总结。

总的来说，光照问题还会在一定时期内影响人脸识别技术的应用，但是随着新技术的发展，当方便实用的新的图像采集设备出现后(如红外线摄像、热辐感应设备)，采集到的图像为本质图像(不受光照影响)时，人脸识别受光照问题的影响将会大大减少。

第5章 基于人脸形状预测模型的多光照人脸识别

如前面所述,光照问题是人脸识别中的一个难点问题,本文提出了一种基于人脸形状预测模型来增加多光照虚拟人脸样本的识别方法。利用人脸二维图像和三维形状样本建立基于支持向量回归的人脸形状预测模型,输入普通光照条件下的中性表情人脸图像,通过该模型快速预测出对应的人脸三维形状。结合人脸三维形状和输入图像,合成不同光照条件下的人脸虚拟图像,从而丰富人脸样本来提高人脸识别对光照变化的鲁棒性。实验结果表明,增加虚拟人脸样本可以显著改进多光照条件下的人脸识别性能。

5.1 相关工作

如第四章所述,光照问题是人脸识别中的一个难点和热点问题,人们提出很多方法用来解决光照变化对人脸识别的影响。三维形变模型方法是近几年出现的一种新的、有效的解决光照和姿态问题的人脸识别方法^{[25][77]}。该方法用提取出的对光照和姿态不变的形状参数和纹理参数来表示一个特定人脸,因此对光照和姿态具有很好的鲁棒性,FRVT 2002 指出三维形变模型可以很好的改进人脸识别系统的性能。但是三维形变模型需要手工交互标定特征点且重建速度不能满足实际应用的需求。人脸识别研究的最新结果表明,增加人脸图像样本是改进人脸识别性能的有效途径^[61],然而一般情况下数据库中只保存单张人脸图像,很难获取不同光照条件下的人脸图像,一种可行的方法是合成不同光照条件下的虚拟人脸图像来达到提高人脸识别性能的目的。文献[51]提出了一种综合分析(analysis-by-synthesis)的方法来实现三维人脸的重建,然后合成不同条件下的虚拟人脸图像。该方法首先通过二维人脸图像上的多个特征点坐标和三维人脸特征点坐标的迭代匹配来实现三维人脸的特定化,然后直接把人脸图像影射到特定化的三维人脸得到具有真实感的三维人脸,实验结果表明了该方法对姿态和光照问题的鲁棒性。但是在人脸特定化过程中,该方法需要对多个人脸特征点进行定位,定位的精度直接影响三维人脸的合成效果;在合成不同光照下的虚拟人脸图像时,该方法假设所有人脸区域具有相同的纹理,这种假设对虚拟人脸图像的合成效果有很大影响。

从人脸图像重构三维人脸是一个病态问题,基于先验知识的方法是目前解决从人脸图像重构三维人脸是一个病态问题,基于先验知识的方法是目前解决

这类问题最好、最可行的方法。人脸图像中包含着人脸的形状信息、纹理信息(肤色反射率)和外界光照信息,所以人脸图像和人脸三维形状之间存在着一定的关系。本文提出了一种基于人脸形状预测模型合成虚拟图像的人脸识别方法,通过样本来学习人脸图像和人脸三维形状之间的内在关系,并把这种内在关系作为先验知识来预测新输入人脸图像的三维形状。选用支持向量回归来训练和学习人脸图像和三维形状之间的关系,建立一个三维人脸形状预测模型,输入一幅普通光照条件下的中性表情人脸图像,通过该预测模型可快速预测输入人脸的三维形状。基于预测的人脸三维形状和输入图像,合成不同光照条件下的人脸虚拟图像,从而丰富人脸样本来提高人脸识别对光照的鲁棒性。与其他类似方法相比,我们的识别方法具有以下几个优点:(1)利用高分辨率三维激光扫描仪扫描的三维人脸作为人脸形状预测模型的训练样本,避免非人脸的产生;(2)对于人脸识别,只需要一幅普通光照、中性表情的正面图像作为人脸库的输入;(3)与其他三维人脸重建方法相比,基于预测模型的方法具有快速且自动化的优势;(4)可显著提高多光照条件下人脸识别性能。

5.2 数据获取及预处理

人脸图像和三维人脸数据均在我们实验室采集,本节介绍它们的获取和处理。

5.2.1 人脸图像及规格化

人脸图像样本是正常光照条件、中性表情的正面灰度图像,为了数据的精确性,我们采用手工标点的方式进行归一化处理,手工标出两眼球中心的位置,然后进行旋转、缩放和切割操作,使得两眼中心处于水平位置、两眼距离和图片大小为定值的归一化人脸图像,如图 5-1 所示。



图 5-1 规格化的人脸图像
Fig.5-1 Normalized face images

5.2.2 三维人脸及预处理

三维人脸样本是用 CyberWare 3030RGB/PS 高分辨率激光扫描仪获取,该扫描仪可以一次扫描得到人头部的几何信息和彩色纹理信息。CyberWare 扫描仪获得的数据精度很高,一个人头的原始数据大约由 200,000 点和 400,000 个三角面组成。然后进行平滑、补洞、切割以及坐标矫正等预处理,得到保留人脸主要面部区域的三维人脸,采用了基于网格重采样的三维人脸对齐方法,该方法可以保证所有三维人脸具有相同的点、面片数和拓扑结构,从而可以建立三维人脸数据间严格的对齐。经过重采样处理,所有三维人脸具有统一的数据格式:

$$\begin{aligned} S_i &= (X_{i1}, Y_{i1}, Z_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}, Y_{in}, Z_{in})^T \\ T_i &= (R_{i1}, G_{i1}, B_{i1}, R_{i2}, \dots, R_{in}, G_{in}, B_{in})^T \quad 1 \leq i \leq N \end{aligned} \quad (5-1)$$

其中, S_i 是第 i 个三维人脸的形状向量, T_i 是对应于形状向量顶点的 RGB 值组成的纹理向量, N 是人脸个数, n 是重采样后三维人脸的点数,而且不同人脸向量中相同下标的点对应于相同的特征点。详见本文 3.2 节。

5.3 支持向量机理论

5.3.1 支持向量机

机器学习研究从观测数据出发寻找规律,利用这些规律对未来数据或无法观测的数据进行预测,其重要的理论基础之一是统计学。统计学习理论(Statistical Learning Theory, SLT)专门研究实际应用中有有限样本情况的机器学习规律,并发展了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^{[78][79]}这一新的通用学习方法,由于它基于结构风险最小化(SRM)原理,而不是传统统计学的经验风险最小化(ERM),表现出很多优于已有方法的性能,迅速引起各领域的注意和研究兴趣,取得了大量的应用研究成果,推动了各领域的发展。机器学习的目的是根据给定的训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 来估计某系统的输入和输出之间的依赖关系,即寻找最优函数 $f(x, w_0)$, 使它能对未知输出作尽可能准确的预测。

SVM是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,基本思想可用两类线性可分情况说明。如图5-2所示,实心点和空心点代表两类样本,假如这两类样

本(训练集)是线性可分的,则机器学习的结果是一个超平面(二维情况下是直线)或称为判别函数,该超平面可以将训练样本分为正负两类。

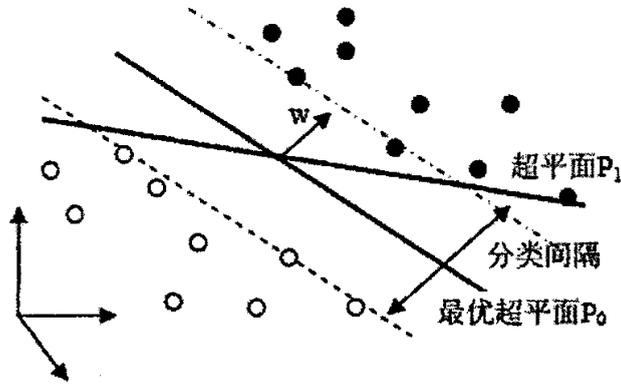


图 5-2 线性可分情况下的分类超平面

Fig.5-2 Classified supper plane for linear divisibility

显然,按ERM的要求,这样的超平面有无穷多个,但有的超平面对训练样本来说,其分类非常好(经验风险最小时),但其预测推广能力却非常差,如图5-2中的超平面P1。而按照SRM的要求,学习的结果应是最优的超平面P0,即该平面不仅能将两类训练样本正确分开,而且要使分类间隔(Margin)最大。实际上就是对推广能力的控制,这是SVM的核心思想之一。所谓分类间隔是指两类中离分类超平面最近的样本且平行于分类超平面的两个超平面间的距离,或者说是从分类超平面到两类样本中最近样本的距离的和,这些最近样本可能有多个,正是它们决定了分类超平面,也就是最优分类超平面,这些样本就是所谓的支持向量(Support Vectors)。

5.3.2 支持向量回归理论

如前面所述支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种基于结构风险最小化原则的机器学习方法,对于一组输入数据 $\{(x_1, z_1), (x_2, z_2), \dots, (x_l, z_l)\} \subset R^n \times R$, 其中 $x_i \in R^n$ 为输入值, $z_i \in R$ 为输出目标值,支持向量机得到一个近似函数:

$$f(x, \alpha) = w \cdot \Phi(x) + b \quad (5-2)$$

其中, Φ 是影射函数,把输入数据由低维空间影射到高维空间, b 是阈值, α 代

表 SVM 的参数集合。如果 z_i 仅为 1 或 -1, 我们称该近似函数为支持向量分类 (Support Vector Classification, SVC); 如果 z_i 为任意有效实数值, 我们称该近似函数为支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR), 包括 ε -SVR^[80] 和 ν -SVR^[81]。在 ε -SVR 中, 设核函数为 $K(x, y) = \Phi(x) \cdot \Phi(y)$, 则支持向量回归可表示为一个优化问题:

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l z_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \quad (5-3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i=1, \dots, l$$

其中, ε 为损失函数不敏感系数, α_i^*, α_i 为 Lagrange 乘子, C 为预先设定的值。得到 α_i^*, α_i 后, 支持向量回归的决策函数表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x) + b \quad (5-4)$$

5.4 基于支持向量回归的人脸形状预测模型

本文选用支持向量回归来训练和学习人脸图像和三维形状之间的关系, 建立三维人脸形状预测模型, 首先介绍模型的训练过程和预测过程, 然后给出预测结果。

5.4.1 人脸预测模型的训练

虽然二维人脸图像和三维人脸数据经过了预处理, 但维数还是很高且人脸数据间有一定相关性, 不便于人脸预测模型的训练和预测, 采用主序元分析方法 (PCA) 对它们进行降维处理^[12], 用它们在特征向量空间上的投影系数作为人脸的表示。当特征值的贡献率 $\sum_{k=0}^m \lambda_k / \sum_{k=0}^N \lambda_k$ 分别达到 97% 和 99% 时, 二维图像和三维形状的特征向量个数分别为 $n=41$ 和 $m=47$ 。采用 200 人的图像投影系数和三维形状投影系数 α_i 和 β_i 作为模型的训练数据, 因为 β_i 是多维数据, 把 β_i 的一个分

量作为输出目标值，表示为 $\{(\alpha_1, \beta_{1k}), (\alpha_2, \beta_{2k}), \dots, (\alpha_l, \beta_{lk})\} \subset R^n \times R$ ， $k=1,2,\dots,m$ ，其中 $\alpha_i \in R^n$ 作为支持向量回归训练的输入值， β_{ik} 为输出目标值。由于 β_i 是 m 维的，共训练得到 m 个支持向量回归机 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$ 。本文选用 LIBSVM 软件包^[82]实现训练支持向量回归机的训练和预测，选用径向基函数 $K(x, y) = \exp(-\gamma(x-y)^2)$ 为核函数。参数 γ 最大值为 0.125，最小值为 0.000488；参数 C 最大值为 8192，最小值为 2.0；参数 ε 不变，恒为 1.0。这些参数的值都是通过在训练集上进行“cross-validation”得到的。

5.4.2 人脸形状的预测

输入一幅正常光照条件、中型表情的正面人脸图像，采用自动化的人眼定位和图像规格化，首先利用重心模板技术定位出人脸的主要区域，再进一步精确定位出两眼的位置^[83]，以两眼为基准经过旋转、缩放和切割等操作，得到规格化的人脸图像。把规格化后的图像向特征向量空间做投影得到投影系数 α_i ，依次输入到 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$ 可快速预测出该人的三维形状系数 $\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}$ ，经过三维人脸特征向量的线形组合可重构出人脸三维形状。图 5-3 给出了规格化的人脸图像和预测出的三维人脸。

5.5 合成不同光照条件下的虚拟图像

通过预测出的三维人脸和输入图像合成不同光照下的虚拟人脸图像，并定义了光照比例图来增强虚拟人脸图像的合成效果。



图 5-3 规格化图像和预测出的三维人脸

Fig.5-3 The normalized images and the 3D faces predicted by using SVR Model

5.5.1 光照比例图

表情比例图(Expression Ratio Image, ERI)在表情合成方面取得了很好的效果^[84], 借助 ERI 思想, 本文定义了一种光照比例图(Illumination Ratio Image, IRI), 用来合成不同光照条件下的人脸图像。光照比例图是三维人脸模型在不同光照条件下投影图像的比, 定义为:

$$R_j(u, v) = \frac{I_j(u, v)}{I_{Nor}(u, v)} \quad (5-5)$$

其中, (u, v) 为投影图像坐标, I_j 为三维人脸模型在光照条件 S_j 下的正面投影图像, I_{Nor} 为三维人脸模型在普通光照条件 S_{Nor} 下的正面投影图像。采用环境光和点光源两种光源模拟光照条件, 用 Phong 光照模型计算投影图像。环境光用来模拟自然环境的普通光照效果, 点光源用来模拟不同方向点光源的光照效果。由于 $I_j(u, v)$ 和 $I_{Nor}(u, v)$ 是同一三维人脸模型的投影图像, 所以光照比例图 R_j 仅与该人脸的形状和光照有关。预测出的三维人脸模型只有形状信息, 没有纹理信息, 计算投影图像时假设人脸表面具有相同纹理, 本文以输入人脸图像的纹理平均值作为三维人脸模型的表面纹理。图 5-4 是不同条件下的光照比例图。



图 5-4 不同条件下的光照比例图

Fig.5-4 Illumination Ratio Images under different illumination

5.5.2 虚拟图像的生成

输入普通光照条件下的正面图像 I , 预测出其对应的人脸三维形状并用该三维人脸模型计算光照比例图 R_j 后, 合成 I 在不同光照条件下的虚拟图像 I_j , 表示为:

$$I_j(u, v) = I(u, v) * R_j(u, v) = I(u, v) \frac{I_j(u, v)}{I_{Nor}(u, v)} \quad (5-6)$$

本文用光照比例图和输入图像来合成虚拟图像, 由于光照比例图表示的是光照相

对信息，增加了虚拟图像的合成效果，合成后的人脸图像如图 5-5 所示。



图 5-5 原始人脸图像和合成的虚拟人脸图像，第一行、第三行是原始图像，第二行、第四行为合成相同条件下的虚拟图像。

Fig.5-5 The original images from CAS-PEAL and the synthesized images. The first and third lines are the original images and the second and fourth lines are the synthesized images.

5.6 实验结果

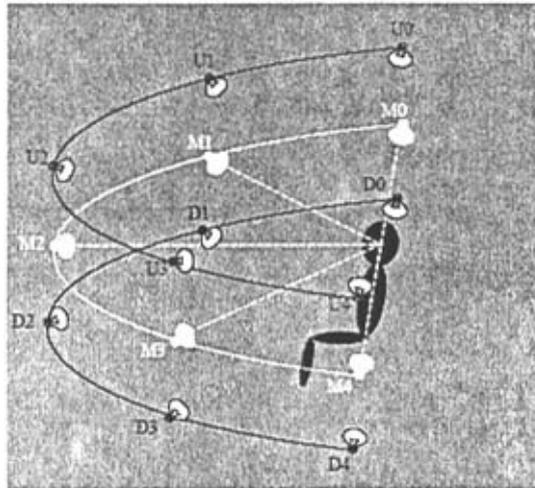


图 5-6 CAS-PEAL 库光照设备布局[41]

Fig.5-6 Configuration of the lamps in CAS-PEAL

我们用中科院计算所CAS-PEAL大规模中国人脸图像库^[41]和耶鲁大学人脸库

^[16]作为测试库,这里只考虑不同光照条件下的正面图像。CAS-PEAL人脸库共包括233人在15种不同光照下的图像,大部分人只有部分光照变化下的图像,光照设备布局如图5-6所示。对于每种光照条件,选用50个人的图像作为probe库。选用原型图像集里面的标准正面图像(正面平视,环境光照,中性表情,无饰物)作为gallery库,并用标准正面图像来预测人脸的三维模型和合成虚拟图像。耶鲁大学人脸库包含15个人的165幅图像,其中有center-light, left-light和right-light三种光照变化的图像。我们选用正常光照下中性表情的正面图像(Normal)作为gallery库,并预测人脸的三维模型和合成虚拟图像。采用传统的Eigenface方法作为识别方法,在增加虚拟图像前后的识别结果如表5-1和表5-2所示。通过实验结果我们可以得到如下结论:

表 5-1 在 CAS-PEAL 库上使用虚拟图像前后的识别结果

Table.5-1 Recognition accuracy on CAS-PEAL database

		-90°	-45°	0°	45°	90°
D	Virtual-	18.0%	36.0%	60.0%	32.0%	20.0%
	Virtual+	32.0%	52.0%	76.0 %	42.0%	30.0%
M	Virtual-	20.0%	42.0%	62.0%	32.0%	24.0%
	Virtual+	30.0%	60.0%	84.0 %	48.0%	32.0%
U	Virtual-	22.0%	38.0%	62.0%	30.0%	24.0%
	Virtual+	30.0%	54.0%	78.0 %	42.0%	32.0%

表 5-2 在耶鲁大学人脸库上使用虚拟图像前后的识别结果

Table.5-2 Recognition accuracy faces on Yale Face Database

		left-light	center-light	right-light
Virtual-		40.0%	60.0%	33.4%
Virtual+		53.4%	86.7%	60.0%

(1) 不论对中科院CAS-PEAL人脸库还是耶鲁大学人脸库,增加虚拟图像能明显改进人脸识别性能。

(2) 上光源(U)、中光源(M)和下光源(D)下的0°前方光源图像识别率最高,这可能是由于前方向光源对人脸光照变化的影响比较均匀,侧方向光源对人脸光照变化的影响不均匀。光照变化比较均匀的人脸图像对人脸识别的影响相对较小,而且也比较容易模拟这种光照变化生成虚拟图像,这也说明不同方向光源的对人脸识别的影响不同。

(3) 虽然耶鲁大学人脸库的规模比较小,但最高识别率不到90%,这是可能

因为我们以中国人脸样本建立的人脸形状预测模型，用到西方人脸上效果会受到一定影响。

5.7 本章小结

实验结果表明基于人脸形状预测模型合成虚拟图像的方法对不同光照条件下的人脸识别性能有很大改进。本文提出的基于支持向量回归的人脸形状预测模型充分利用人脸样本作为先验知识能够避免非人脸的产生并保证预测的准确性；光照比例图方法也考虑到模型本身和不合理假设的影响，增加了虚拟图像的合成效果。

今后需要在以下几个方面作进一步的研究：(1) 丰富人脸预测模型的学习样本，改进模型预测的精度，特别要注意支持向量回归机欠学习和过学习问题；(2) 目前的人脸预测模型只能预测人脸的形状信息，今后要考虑增加纹理预测的功能，用复杂纹理来改进虚拟图像的合成效果；(3) 研究多姿态人脸的形状预测模型，提高本系统对多姿态的适用性。(4) 增加西方人脸样本，使得该方法也适合于西方人脸识别。

结论与展望

本文的工作是在实验室多年研究的基础上围绕着人脸识别中的如何提高多光照条件下的人脸识别率以及三维几何形状信息和二维表面纹理信息对人脸识别算法的影响这两个问题进行展开,并对当前的人脸识别技术研究进行了概述。

本文首先较为系统、全面地对人脸识别技术进行了概述总结,涉及人脸识别中的各个方面,从人脸识别技术的发展历程、国内外研究现状、经典识别方法、性能评价以及面临的问题等角度探讨了人脸识别技术的发展。

在本实验室建立的大规模中国三维人脸库和基于重采样三维人脸对齐算法的基础上,作者设计了合理的实验定量地分析了人脸三维形状和二维纹理对人脸图像识别的影响,得出采用 Eigenface 算法进行识别时形状信息对人脸识别的影响要远远大于纹理信息对人脸识别的影响,特别是对侧面人脸图像识别。这一结论对以后人脸识别的发展提供了很好的启发意义,特别是对基于三维信息进行人脸识别的方法有很好的借鉴意义。

光照问题是目前人脸识别中的一个难点和热点问题,本文提出的基于人脸形状预测模型合成虚拟图像的人脸识别方法,通过样本来学习人脸图像和人脸三维形状之间的内在关系,并把这种内在关系作为先验知识来预测新输入人脸图像的人脸三维形状。通过人脸样本学习得到的先验知识避免了非人脸的产生并保证了预测的准确性,而且有预测速度快的优点。实验结果也表明了使用该方法增加虚拟人脸图像能显著提高人脸识别的性能。

总结本文的工作,还需要在以下几个方面进行进一步的研究:

第一,就形状信息和纹理信息对人脸识别的影响来说,虽然我们得出了很有意义的结论,但是我们的实验结果并不是绝对的评价结果,因为投影图像生成过程中设定不同的光照条件、投影图像规格化大小的不同和利用不同的识别算法都会对实验的结果产生影响,不过我们的实验结果还是能较为准确地反映出人脸形状信息和纹理信息对人脸识别的影响,而且我们认为在这方面仍然需要进一步的研究。

第二,本文提出的基于支持向量回归的人脸形状预测模型是一种好的人脸形状预测方法,在以后的研究中应该进一步丰富人脸预测模型的学习样本,改进模

型预测的精度，特别要注意支持向量回归机欠学习和过学习问题。考虑增加纹理预测的功能，用复杂纹理来改进虚拟图像的合成效果。研究多姿态人脸的形状预测模型，提高本系统对多姿态的适用性。

最后，人脸识别仍是一个在不断发展的研究领域，而且有越来越多的人进行该研究，新的识别方法也层出不穷，但是人脸识别还没有成为成熟的学科方向，这就要求我们要及时地掌握人脸识别发展动态和当前的难点问题，有针对性地进行研究并借鉴心理学等领域的研究成果。在人脸识别的应用过程中，要特别注意应用的具体要求和特点，应用需求越具体越有助于人脸识别的应用。相信人脸识别技术最终会服务于我们生活的各个方面，使我们的社会更加和谐、美好！

参考文献

- 1 W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P. J. Phillips,(2003) "Face Recognition: A Literature Survey", *UMD CfAR Technical Report CAR-TR948*
- 2 Y.Moses, Y.Adini, and S.Ullman. "Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction", *In ECCV 94*, pp.286-296, 1994
- 3 P. J. Phillips, H. Moon, et al. "The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.22, No.10, pp.1090-1104, 2000
- 4 P. J. Phillips, P. Grother, R. J Micheals, D. M. Blackburn, E. Tabassi, and J. M. Bone. FRVT 2002: Evaluation Report
- 5 Chellappa, Wilson & Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey", *Proc. IEEE*, vol. 83, 1995
- 6 山世光, "人脸识别中若干关键问题的研究", 博士论文, 2004
- 7 张翠平, 苏光大, "人脸识别技术综述", *中国图形图像学报*, Vol.5, 2000
- 8 I.S. Bruner, and R. Tagiuri, "The Perception of People," in *Handbook of Social Psychology*(G Lindzey, ed.) ", Vol. 2, pp. 634-654, 1954
- 9 W.W. Bledsoe, "The Model Method in Facial Recognition", *Panoramic Research Inc., Technical Report PRI:15*, Palo Alto, CA, 1964
- 10 T. Kanade, "Computer Recognition of Human Faces", *Basel and Stuttgart: Birkhauser*, 1973
- 11 M.D. Kelly, "Visual Identification of People by Computer", *Technical Report AI-130, Stanford AI Project*, Stanford, CA, 1970
- 12 M. Turk and A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces", *Proceedings of IEEE, CVPR*, pp. 586-591, Hawaii, June, 1991
- 13 F. Samaria and S. Young, "HMM Based Architecture for Face Identification", *Image and Vision Computing*, Vol. 12, pp. 537-583, 1994
- 14 T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper and J. Graham, "Active Shape Models-Their Training and Application", *CVIU*, Vol. 61, No. 1, pp. 38-58, Jan. 1995
- 15 T.F. Cootes, G.J. Edwards, and C.J. Taylor, "Active Appearance Models", *Proc. Fifth European Conf. Computer Vision*, H. Burkhardt and B. Neumann, eds., vol. 2, pp. 484-498, 1998
- 16 V. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kiregeman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, July 1997
- 17 B. Moghaddam and A. Pentland, *Probabilistic Visual Learning for Objectrepresentation*, *IEEE trans. On PAMI*, vol.20, no.7, pp696-710, July, 1997
- 18 L. Wiskott, J.M. Fellous, N. Kruger and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No.7, pp. 775-779, July, 1997
- 19 Athinodoros S. Georghiades and Peter N. Belhumeur, "Illumination cone models for Faces recognition under variable lighting ", *CVPR*, 1998
- 20 Amnon Shashua, and Tammy Riklin-Raviv, "The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations", *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 2, pp129-139, 2001
- 21 Ronen Basri and David Jacobs, "Lambertian Reflectance and Linear Subspaces", *Proceedings,Eighth International Conference on Computer Vision*, 2001

- 22 Ralph Gross, Simon Baker and Iain Matthews, "Face Recognition Across Pose and Illumination", in S. Li, A. Jain, editors, *Handbook of Face Recognition*, Springer Verlag, 2004
- 23 G.D. Guo, S.Z. Li, and K.L. Chan, "Support vector machines for face recognition", *Image and Vision Computing*, Vol. 19, pp. 631-638, 2001
- 24 M.S. Bartlett, J.R. Movellan, and T.J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis", *IEEE Trans. on Neural Networks*, pp. 1450-1464, Vol. 13, No. 6, Nov. 2002
- 25 V. Blanz and T. Vetter, "A morphable model for the synthesis of 3D faces", *Computer Graphics Proceedings SIGGRAPH'99*, Los Angeles, 1999, pages 187-194
- 26 Stan Li, Anil Jain (Ed). *Handbook of Face Recognition*, Springer, 2005
<http://www.cbsr.ia.ac.cn/users/szli/FR-Handbook/index.htm>
- 27 Ralph Gross, Iain Matthews, Simon Baker, "Eigen Light-Fields and Face Recognition Across Pose", 5th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, May 2002
- 28 Ralph Gross, "Face Databases," in S. Li, A. Jain, editors, *Handbook of Face Recognition*, Springer Verlag, 2004
- 29 P. J. Phillips, H. Wechsler, and P. Rauss. "The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms", *Image and Vision Computing*, 16(5):295-306, 1998
- 30 T. Sim, S. Baker, and M. Bsat. "The CMU Pose, Illumination, and Expression Database", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1615-1618
- 31 http://www.sic.rma.ac.be/~beumier/DB/3d_rma.html, May, 2005
- 32 <http://www.nd.edu/~cvrl/UNDBiometricsDatabase.html>, May, 2005
- 33 <http://gavab.escet.urjc.es/articulos/GavabDB.pdf>, May, 2005
- 34 <http://www-users.cs.york.ac.uk/~tomh/3DFaceDatabase.htm>, May, 2005
- 35 <http://faces.kyb.tuebingen.mpg.de>, May, 2005
- 36 <http://www.ee.surrey.ac.uk/Research/VSSP/xm2vtsdb>, , May, 2005
- 37 Wen Gao, Shiguang Shan, *Face Verification for Access Control*, "Biometrics Solutions for Authentication in an E-World", Edited by David Zhang, Kluwer Academic Publishers, Chapter 13, pp339-376, 2002
- 38 Y.Tian, T.Tan and Y.Wang, "Do Singular Values Contains Adequate Information for Face Recognition?", *Pattern Recognition*, Vol. 36, No.3, pp.649-655, 2003
- 39 Chunliang Gu, Baocai Yin, Yongli Hu and Shiquan Cheng, "Resampling Based Method for Pixel-wise Correspondence between 3D Faces", *International Conference on Information Technology (ITCC'04)*. April 5 -7, 2004, Las Vegas, NV, USA
- 40 张晓华, 山世光, 曹波等, "CAS-PEAL大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍", *计算机辅助设计与图形学学报*, Vol.17, 2005
- 41 Wen Gao, Bo Cao, Shiguang Shan et. al, "The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations", *JDL-TR-04-FR-001*, May 2004
- 42 http://www.bjpu.edu.cn/sci/multimedia/mul-lab/3dface/face_database.htm, July, 2006
- 43 B.A. Draper, K. Baek, M.S. Bartlett, ect, "Face Recognition with PCA and ICA", *Computer Vision and Image Understanding*, 91 (2003) 115-137
- 44 T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active Appearance Models", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 23, No. 6, pp. 681-685, June, 2001
- 45 Edgar Osuna, Robert Freund and Federico Girosi, "Training Support Vector Machines: An

- Application to Face Detection”, *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.130-136,1997
- 46 R.Brunelli, T.Poggio, “Face recognition: features vs. templates”, *IEEE Trans. on PAMI*,15(10): 1042-1052, 1993
- 47 J. Matas et. al., “Comparison of Face Verification Results on the XM2VTS Database”, in *Proceedings, International Conference on Pattern Recognition*, Vol.4, pp.858-863, 2000
- 48 H. Hill, P.G. Schyns and S. Akamtsu, “Information and Viewpoint Dependence in Face Recognition”, *Cognition*, Vol.62,pp.201-222,1997
- 49 Alice J. O’Toole, Thomas Vetter, Volker Blanz, “Three-dimensional shape and two-dimensional surface reflectance contributions to face recognition: an application of three-dimensional morphing”, *Vision Research*, Vol.39, pp.3145-3155,1999
- 50 Kevin W. Bowyer, Kyong Chang and Patrick Flynn, “A survey Of 3D and Multi-Modal 3D+2D Face Face Recognition”, Notre Dame Department of Computer Science and Engineering Technical Report, January 2004
- 51 Dalong Jiang, Yuxiao Hu, Shuicheng Yan et.al, “Efficient 3D reconstruction for face recognition”, *Pattern Recognition*, 38 (2005) pp.787-798
- 52 V. Blanz and T. Vetter, “Face Recognition Based on Fitting a 3D morphable Model”, *IEEE transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol.25 (9), September 2003
- 53 ChunLiang Gu, BaoCai Yin, DeHui Kong and YongLi Hu, “Face Recognition Based on a 3D Multi-Resolution Model and FLDA”, *Chinese Journal of Computer*, Vol.28, No.1, pp.97-104, Jan.2005
- 54 Alice J. O’Toole, Shimon Edelman, Heinrich H. Bulthoff, “Stimulus-specific effects in face recognition over changes in viewpoint”, *Vision Research*, 38 (1998) 2351-2363
- 55 B. Horn, B.G. Schunk, “Determining Optical Flow”, *Artificial Intelligence*, 1981,17: 185-201
- 56 J.L. Barron, D.J. Fllet, S.S. Bauchemin, “Performance of Optical Flow Techniques”, *Ubertnation Journal of Computer Vision*, 1994,12(1):43-77
- 57 T. Vetter, M.J. Jones, and T. Poggio, “A bootstrapping algorithm for learning models of object class”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-CVPR’97*, IEEE Computer Society Press, Puerto Rico, USA, 1997
- 58 V. Krishnamurthy, M. Levoy. “Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes”, *Proceedings of SIGGRAPH’96*, New Orleans, 1996, 313-324
- 59 L. Sirovich and M. Kirby, “Low-dimensional procedure for the characterization of human faces”, *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol.4, No.3, March 1987,519-524
- 60 Y. Adini, Y. Moses and S. Ullman, “Face Recognition: the Problem of Compensating for Changes in Illumination Direction”, *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, No. 7, pp. 721-732, July 1997
- 61 P. Jonathon Phillips, Patrick J. Flynn, Todd Scruggs, et. al, “Face Recognition Grand Challenge”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2005*
- 62 T. Sim, T. Kanade. “Combining Models and Exemplars for Face Recognition: An Illuminating Example”, *Proc. Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision with CVPR01*, 2001
- 63 J. Atick, P. Griffin, A. Redlich, “Statistical Approach to Shape from Shading: Reconstruction of 3D Face Surfaces from Single 2D Images”, *Journal of Neural Computation*, vol. 8, no. 6, pp. 1321—1340, 1996

- 64 W. Zhao and R. Chellappa, "Robust Face Recognition using Symmetric Shape-from-Shading", Technical Report CARTR -919, 1999., Center for Automation Research, University of Maryland, College Park, MD, 1999
- 65 A.S. Georghiades, P.N. Belhumeur, and D.J. Kriegman. "From Few to Many: Generative Models for Recognition Under Variable Pose and Illumination", In *AFGR*, 2000
- 66 J.F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, pp. 679-698, 1986
- 67 H.F. Chen, P.N. Belhumeur, D.W. Jacobs, "In Search of Illumination Invariants", Proc. 2000 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR00), Vol.1, pp.1254-1261, 2000
- 68 L. Zheng. "A New Model-based Lighting Normalization Algorithm and its Application in Face Recognition", Master's thesis, National University of Singapore, 2000
- 69 Laiyun Qing, Shiguang Shan, Wen Gao, "Face Recognition under Generic Illumination Based on Harmonic Relighting", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol.19, No.4, 2005
- 70 S. Edelman, D. Reisfeld, and Y. Yeshurun, "A System for Face Recognition that Learns from Examples", *Proc. European Conf. Computer Vision*, S. Sandini, ed., pp. 787-791. Springer-Verlag, 1992
- 71 P. Belhumeur, D. Kriegman, "What is the Set of Images of an Object Under All Possible Lighting Conditions?", *International Journal of Computer Vision*, 28(3), 1998, pp. 245-260
- 72 C. J. Liu and H. Wechsler, "Independent Component Analysis of Gabor Features for Face Recognition", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.14, No.4, pp.919-928, 2003
- 73 S. Shan, W. Gao, D. Zhao, "Face Identification Based On Face-Specific Subspace", *International Journal of Image and System Technology*, 13(1), pp23-32, 2003
- 74 Athinodoros S. Georghiades and Peter N. Belhumeur, "From Few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 6, pp 643-660, 2001
- 75 Volker Blanz, Patrick Grother, P. Jonathon Phillips and Thomas Vetter, "Face Recognition Based on Frontal Views Generated from Non-Frontal Images", CVPR05
- 76 Yin baocai, Bai xiaoming, Shi qin, Sun yanfeng, "Enhanced Fisherface for Face Recognition", *Journal of Information and Computational Science*. 2005.9, 2(3):591-595
- 77 谷春亮, 尹宝才, 孔德慧和胡永利, "基于三维多分辨率模型与Fisher线性判别的人脸识别方法", *计算机学报*, Vol.28, No.1, pp.97-104, Jan.2005
- 78 边肇祺, 张学工等, 《模式识别》第二版, 清华大学出版社, 2000, P288-303
- 79 Vapnik V, Levin E, Le C Y. "Measuring the VC Dimension of a Learning Machine. *Neural Computation*", 1994,(6):851-876
- 80 V. Vapnik. "Statistical learning theory", Wiley, New York, NY, 1998
- 81 Schölkopf, B., A. Smola, R. C. Williamson, and P. L. Bartlett, "New support vector algorithms", *Neural Computation*, 2000, Vol.12:1207 - 1245
- 82 Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, "LIBSVM: a Library for Support Vector Machines", <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>, May 2005
- 83 J.Miao,B.Yin,K.Wang,L.Shen,andX.Chen, "A Hierarchical Multiscale and Multiangle System for Human Face Detection in a Complex Background Using Gravity-Center Template", *Pattern Recognition*, vol 32,no.7,pp.1237-1248, 1999

- 84 Z. Liu, Y. Shan, and Z. Zhang, "Expressive expression mapping with ratio images", *In Computer Graphics, Annual Conference Series*, pp.271-276. Siggraph, August 2001

攻读硕士学位期间发表的学术论文

1. 孙艳丰, 梁永涛, 苏世前, 尹宝才, “基于肤色模型和重心模版的人脸检测”, 北京工业大学学报 (已录用)
2. 尹宝才, 何晏晏, 孙艳丰, 梁永涛, 张壮, “三维人脸的非均匀重采样对齐技术”, 北京工业大学学报 (已录用)
3. Yongtao Liang, Yanfeng Sun, Baocai Yin, Yan Li, “Three-dimensional shape and two-dimensional surface reflectance contributions to face recognition based on Eigenface algorithm”, International Symposium on Information and Computational Science '06 (审理中)

致 谢

感谢我的导师孙艳丰教授，孙老师严谨细致、一丝不苟的治学态度一直是我工作、学习中的榜样，每当我在课题上遇到困难的时候，总有孙老师的耐心指导和悉心帮助，每当我在工作中迷惑的时候，总有孙老师的谆谆教诲和温暖鼓励，在此衷心感谢孙老师三年来对我付出的辛勤汗水。感谢实验室的领航人尹宝才教授，尹老师深厚的专业知识、严谨的治学态度、敏锐的洞察力与活跃的思维，使我在三年的学习和科研中受益匪浅，他为我们提供了良好的科研环境和条件，创造了宽松的工作氛围和民主的交流方式，他平易近人的性格以及对生活上的真诚关怀使我非常感激和敬佩。感谢孔德慧老师在学习和生活上给与我的指导与帮助。

感谢实验室的王珂、胡永利、王成章、白晓明、李新和范晓，他们在我参加科研项目过程中给予了很大的帮助，和他们的探讨使我受到许多启发；感谢谷春亮、程志铨给我们留下很好的科研基础；感谢苏世前对我在学习和生活上的热情帮助；感谢李敬华的热情帮助以及为实验室创造了一个温暖而又活泼的氛围，让我们留下许多快乐的回忆。感谢王永东、吴文治、张壮、陈贺、何晏晏、李燕对我学习中的帮助，和他们三年的同窗生活、学习为我留下了美好的回忆；感谢程印超、林仙平、严鹏飞和宋采芳等同学，与他们在一起的学习和讨论带给了我很多快乐；感谢实验室的其他各位同学。

感谢我的家人和亲人，他们一如既往对我在求学路上支持是我完成学业的动力源泉。

最后感谢国家自然科学基金资助项目(No. 60375007、60533030)、北京市自然科学基金资助(No. 4061001)和北京市教委重点项目(KZ200310005002)对本文研究工作的资助。