

人脸图像平均脸的计算与应用



学 院 软件学院

专 业 软件工程

年 级 2005 级

姓 名 刘 彧

指导教师 张坤龙

2009 年 6 月 20 日

摘 要

人脸的自动识别是模式识别、图像处理等学科的研究热点，并在商业和法律方面有广阔的应用前景(如身份证、信用卡、护照等身份认证以及智能小区管理、电视监控系统等等)。近年来关于人脸自动识别的研究取得了很大的进展，但是研究成果距离问题的彻底解决还有很大的距离，课题仍然是当前研究的热点问题之一。本文在对年龄模式识别的国内外研究现状进行了调查和分析的基础上，采用了一个基于形状和纹理的平均脸计算方法并利用分组年龄段的训练集来构建不同年龄段的平均脸，最终利用各年龄段的平均脸进行了人脸面貌预测。文本主要介绍了平均脸计算中使用的Delaunay三角划分等各种算法和如何进行基于原型的人脸面貌预测。

关键词： 人脸年龄预测；人脸模式识别；PCA；Delaunay

ABSTRACT

Face recognition is a hot research in subjects such as pattern recognition, image processing etc. And it have a wide range of potential applications in the commercial and legal aspects (such as an identity card, credit card, passport and other identity authentication and Intelligent management, television monitoring system, etc.) During recent years the technology of human face detection and recognition are becoming maturity, meanwhile which have achieved remarkable accomplishments. However, the way of thoroughly solving the problem in this field is still far away, it also remains an active research field nowadays. And this article based on the research and the analyse in the situation of face age pattern recognition, adopt a average face calculate method through shape and colours, furthermore, have used the training picture in different age to build the average face, then have made face age forecast with those average face. Also in the article, have instructed the algorithm like Delaunay triangle partition in the calculate of average face and how to make a face age forecast.

Key words: face age forecast; face pattern recognition; PCA; Delaunay

目 录

第一章	前言	1
1.1	年龄模式识别	1
1.2	像年龄模式识别的分类与影响因素	1
1.3	人脸年龄面貌预测	1
1.4	人脸年龄识别预测技术面临的挑战	3
1.5	研究内容	4
第二章	可变形模型算法综述	5
2.1	可变形模型简介	5
2.2	蛇模型综述	5
2.3	ASM（主动形状模型）综述	6
2.4	AAM 的模型建立过程	6
2.5	ASM 和 AAM 方法比较	7
第三章	平均脸的计算和绘制	8
3.1	平均脸计算的含义以及在年龄识别中的地位	8
3.2	图像集的预处理	8
3.3	平均脸计算的理论基础	9
3.4	实验结果	18
第四章	人脸年龄面貌的预测和模拟	20
4.1	人脸年龄面貌的预测的方法分类	20
4.2	利用分组年龄段的训练集来构建平均脸	21
4.3	原型的拟合缩放	21

4.4	外貌的老化处理·····	22
4.5	实验结果和评估·····	23
第五章	总结与展望·····	26
参考文献·····		27
外文资料		
中文译文		
致谢		

第一章 前言

1.1 年龄模式识别

年龄模式识别作为人脸识别领域中一个具有挑战性的问题已经引起了模式识别、计算机视觉、人工智能和心理学的普遍关注。人脸年龄模式识别在日常生活中的应用是非常普遍和重要的。例如如何根据一幅包含人脸的图像判断一个人的具体年龄？如何根据保存的原始照片图像更真实的描绘出失踪人口或者逃犯现在的年龄面貌？如何能够自动地统计购买某一商品的顾客的年龄分布？人脸年龄估计和人脸年龄面貌预测是人脸识别中年龄处理方面重要的两个部分，其中人脸年龄估计是指通过输入的人脸图像能够判断估计出该人脸的实际年龄，而人脸年龄面貌预测是指能够预测出某人脸在指定年龄下的可见图像。

随着人脸识别技术的快速发展，人脸图像的年龄模式识别越来越受到模式识别、计算机视觉、人工智能和心理学等领域的广泛关注，相关的学术研究活动日趋活跃。年龄模式识别之所以越来越受到人们的重视，主要有以下几个原因：人脸识别技术的推动；年龄相关数据的自动统计和分析；人脸年龄面貌的自动预测^[2, 5]。

1.2 图像年龄模式识别的分类与影响因素

基于图像的人脸年龄模式识别的研究按照其研究内容可分为人脸年龄面貌预测和人脸年龄估计两大部分。人脸年龄估计则是根据给定的人脸图像准确地判断出该对象的年龄或所处的年龄阶段，主要包括人脸年龄模型的建立和年龄估计两个部分。

人脸年龄模型的建立是指通过对人脸图像的特征进行提取和分析来建立人脸年龄面貌变化同年龄之间的关系模型。年龄估计部分的含义是根据训练获得的年龄函数来判断出给定人脸图像的年龄。其过程是先利用获得的人脸图像通过训练来获得相应的年龄模型，然后把欲判断年龄的人脸图像作为年龄模型的输入，然后利用年龄模型判断出该输入图像的年龄。人脸年龄估计讨论的是如何更加准确地确定人脸图像的年龄或年龄范围。该部分研究的主要问题是：如何根据少量的样本数据通过学习获得准确的年龄模型，而且该模型要能够根据学习所获得的年龄函数来完成未知对象的人脸图像的年龄判断。

尽管人脸年龄估计和人脸年龄面貌预测所关注的图像内容不同，但是他们的研究对象都是人脸图像，必然会受到人脸图像中的光照、姿态、表情等众多因素的影响。影响人脸年龄估计的因素包括：光照、姿态、表情因素；健康因素：环境地域以及种族因素；性别和纹理因素；年龄数据不完整^[1, 17]。

1.3 人脸年龄面貌预测

人脸年龄面貌预测主要是根据给定的已知人脸图像来预测出给定的某个过去或者将来年龄的人脸外貌情况，并且实现对面貌的外貌模拟，确保模拟的结果能够更加真实的反映现实情况。比如：失踪儿童的找寻，通常都只有该儿童过去的照片，给寻找工作带来很大的难度，如果能够真实的预测出该儿童当前的真实面貌，将给寻找工作带很多的便利。

人脸年龄面貌预测主要包括平均脸（Average face）的构建、外貌预测和外貌绘制三个主要组成部分。平均脸：指得是从人脸中去除年龄特征后获得的人脸图像，可以通过对给定的一组人脸图像取平均值而获得平均脸。外貌预测：指的是根据已有的某人的脸图像数据，计算出某个具体年龄的外貌特征；外貌绘制：在平均脸的基础上根据预测得到的外貌特征绘制出期望年龄下的人脸图像。可见平均脸的构建是人脸年龄外貌预测中的基础环节，也是人脸年龄面貌预测中的中心环节，平均脸在整个人脸年龄模式识别中都有着重要的地位。

平均脸是首先从一定数量真实人脸（原始脸）提取脸部特征，然后量化，求其平均值，在用计算机拟合出一张具有平均特征的人脸（平均脸，如下图）



图 1-1 平均脸例图

平均脸比原始脸看起来更有吸引力，一个合理的解释就是在计算机的特征平均过程中那些脸部看起来碍眼的不对称或者不规则特征都被淡化了，特别是通过这么一平均，脸部的皱纹和疙瘩都消失了，结果呢，皮肤就看起来更光滑，更年轻。平均脸学说中指出脸部平均带来的光滑皮肤的副效应，对增加吸引力的贡献远比五官变得匀称来得大。同时实验表明用于平均脸混合计算的原始脸越多，平均脸的计算结果就越好，越没有年龄特征。

人脸年龄面貌预测的示意图如图 1-2。

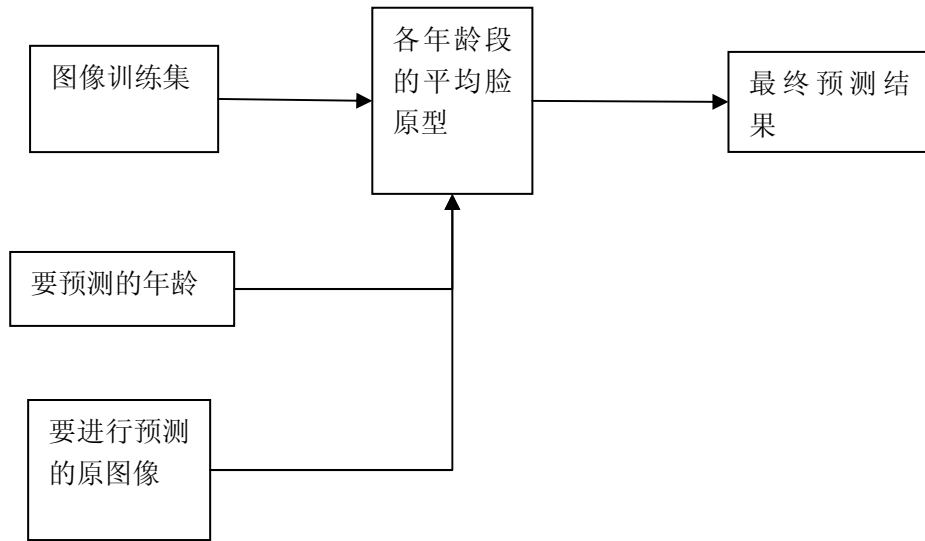


图 1-2 人脸年龄面貌预测框图

其过程如下：

1. 将获得的人脸图像按照确定的年龄组进行分组构成图像训练集；
2. 通过训练获得各个年龄组图像的人脸模型，求出平均脸。
3. 根据输入预测对象的已知年龄图像或者平均脸和计划预测面貌的年龄作为参数，通过训练获得的人脸模型来获得给定预测年龄的人脸面貌。
4. 在平均脸的基础上绘制出预测年龄的人脸面貌。

人脸年龄面貌预测部分的主要困难有以下几点：如何根据已知人脸图像来建立合理的形状和纹理模型；如何基于所建立的模型预测出形状和纹理更加真实的人脸外貌。

1.4 人脸年龄识别预测技术面临的挑战

1. 人脸年龄面貌的变化是不可控制的。尽管通过调整生活方式的改变能够延缓或加速人的年龄面貌的变化，但其变化的方式却是不为人的意志所控制。人脸的年龄面貌具有很强的个性化特征。人脸的年龄面貌的识别受到众多因素的因素影响。

2. 环境光线的复杂变化。众所周知，现有人脸识别多以二维图像进行多方位处理产生特征值，进行人脸图像特征值对比的一种生物识别技术。二维图像通常采用 CCD/CMOS 数码成像装置采集，由于环境光线的变化，采集的人脸图像经常会出现如：左右阴阳脸、上下阴阳脸、光点脸、网点脸，使得同一人的人脸图像差异度极大，大大地降低了人脸识别的精度。而在技术研发时，很多算法没有在各

种复杂光线环境下测试，造成产品化后用户无法使用或使用不方便。这个是现有人脸识别技术产品化后反馈最多的问题。如不解决此类问题，产品应用领域、应用方便性就会大打折扣。当然，主动光源人脸识别系统会略胜一筹，但是要在全黑处取样、在太阳直射或偏射下识别，一般也都无法完成；当然也包括太阳直射或偏射下取样，在全黑处识别。所以环境光线变化的问题，成为目前人脸识别产品化的首先需要完善的技术问题。

3. 人脸角度变化范围。人脸识别多以二维图像进行处理，所以在不同人脸姿态角度下采集，其图像差异度很大。一般各家技术都控制在左右 $\pm 30^\circ$ ，上下 $\pm 30^\circ$ ，这实际上已经达到了二维人脸识别技术的理论底线，此时人脸识别的拒认率和误认率已经大幅度上升。关键是如何折中的问题，如果把角度放大，那么误认率会上升；如果角度缩小，那么应用性、适用性会下降。

4. 人脸表情的变化。脸部表情千变万化，但是在人脸识别的理论中是可以完全控制住的，实际应用中只要不夸张的表情应用还是比较稳定，所以此项应该属于简单的技术难题，但是此项要做到夸张表情也识别自如，那又是一个高难度的技术研发课题。

5. 脸部障碍物的排除。脸部障碍物主要是指眼镜、头发、衣领，但是无论处理得多么优秀，都会使特征值比对的准确性下降^[2]。

1.5 研究内容

本文中主要的研究内容包括根据图像库中的不同年龄段的源图像的特征点列表计算出平均脸的形状，然后根据图像库中的不同年龄段的源图像计算出各自的平均脸。通过分段年龄平均脸来完成人脸图像的老化过程。本文利用可变形模型算法中 AAM 算法的建模原理进行平均脸的计算和绘制，并且尝试使用该算法中的特征点拟合技术进行特征点的自动标识，但是在平均脸的计算中对特征点坐标的精度要求比较高，而 AAM 中的特征点拟合技术的精度还不足以达到要求。本文在下面详细介绍了一下几个方面：

1. 第二章中简要介绍可变形模型算法，其中主要介绍了可变形模型算法中的三个算法，分别是主动轮廓模型、主动形状模型和主动表观模型，并且对主动形状模型和主动表观模型进行了比较

2. 在第三章中详细介绍平均脸的计算算法和绘制过程，其中主要涉及到的算法包括人脸变形的算法、Delaunay 三角划分算法、PCA 特征提取算法等；

3. 第四章中详细介绍人脸的老化过程，这里介绍的方法是基于人脸原型也就是平均脸的人脸老化算法，它同时又是基于形状和纹理的处理的。这个实验过程中采用的平均脸是通过不同的分组年龄段的训练集来计算完成的。

第二章 可变形模型算法综述

本文介绍的平均脸的计算方法主要是形状平均和纹理平均相结合的方法，这是可变形模型中的主动表观模型的建模思路，并且当前平均脸的计算过程中包括有可变形模型中的平面划分算法并采用的人脸拟合变形算法一般是选自可变形模型中的某种模型。

2.1 可变形模型简介

什么是可变形模型呢？和文字的表面意思相似，就是指可以通过模型的形状来在图片中寻找跟模型形状类似的目标，然后通过模型的参数调整来进行变形，从而使得模型的形状和纹理能够和该图片中搜索出的目标在一定的误差范围内实现匹配。可变形模板在许多领域得到了应用，根据采用的参数的不同，可以得到不同形式的模型，主要有以下几种：特别设计的专用模型、连接模型、主动轮廓模型（snakes）、有限元模型、主动形状模型和主动外观模型。这里主要介绍主动轮廓模型、主动形状模型和主动外观模型，这三个模型是逐渐改善的过程，在主动轮廓模型中，主要是通过一个能量函数来进行处理的，比较适用于处理边缘光滑的物体。主动形状模型主要是利用形状来进行处理的，它只是使用了特征点附近的一点纹理而没有采用全局纹理特征。而主动外观模型采用了图像的全局特征，效果比较突出。上述模型的关系图如下：

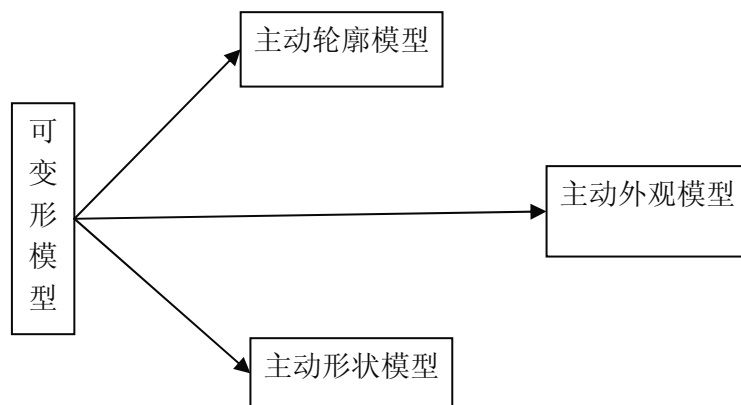


图 2-1 可变形模型关系示意图

2.2 蛇模型综述

活动轮廓模型即蛇模型（snake模型），由Kass等人在1987年首次提出，在图像分析和计算机视觉等领域得到越来越广泛的应用。蛇模型是一条能量曲线，由内部能量和外部能量共同决定，在能量最小的原则下移动并最终停止到所要寻

找的物体边缘附近。现从蛇模型的基本原理、各种改进方法及应用情况来分别进行阐述。蛇模型就是表征拟合误差的“能量”为最小化的曲线，其原理为：假设对于拟合目标有一个待选曲线集，定义能量函数与待选集中每一条曲线相关联。能量函数的设计原则就是：有利属性要能导致能量缩小。有利属性包括：曲线连续、平滑、曲线与高梯度区域接近以及其它一些具体的先验知识。这样，活动轮廓在取值范围内移动时，就能在能量函数知道下收敛到局部边界，且能保持曲线连续和平滑。

2.3 ASM（主动形状模型）综述

主动形状模型ASM也能称为“智能蛇”模型，是当今流行的人脸对齐方法。Cootes等提出的主动形状模型(ASM)可以定位出比较多的人脸特征点^[18, 19]。但在ASM方法中的点分布模型对其在人脸图像中的初始位置比较敏感，如果其初始位置远离实际的特征点位置，ASM方法将难以搜索到正确的特征点位置。ASM是一种物体形状描述技术。它的基本思想就是选取一组训练样本，用一组特征点描述物体的形状；对这些样本的形状能够匹配（为了使这些样本的形状尽可能的相似），再使用主分量分析方法对匹配后的形状向量进行统计建模，得到物体形状的统计学描述；利用建立的形状模型再新的图像中搜索到与模型相似的实例

[18, 19]。

2.4 AAM的模型建立过程

AAM（主动表观模型）是属于可变形模型中的一种，它是从主动轮廓模型（snake模型）逐渐发展到主动形状模型（ASM）再慢慢演化而来的。

AAM主动表观模型可以分为形状模型和纹理模型两个大部分，它的本质就是在形状模型中添加纹理来实现的，也就是说形状模型和纹理模型是顺序关系。所以AAM的模型建立过程主要也是由两部分组成，也就是形状建模和纹理建模。其中形状建模主要分为三步实现，分别是获取样本的图像信息、样本归一化处理和建立模型。在形状模型建立中样本的图像信息显然主要是图像中的形状信息，也就是图像中特征点的信息，在主动表观模型中图像里的特征点位置是通过手动标识来实现的，因为目前自动标记特征点位置这个问题还是在人脸识别中比较难以解决的问题之一。而样本归一化就是指图像的一个预处理过程，这个过程能够使算法更简便的实现。归一化中主要的工作就是能够让某个形状与基准图像比较接近。

形状模型的表示为 $S = S_0 + \sum_{i=1}^n P_i \Phi_i$ ，纹理模型表示为 $A(x) = A_0 + \sum_{i=1}^m \lambda_i A_i(x)$ ，

$\forall x \in S_0$ ，也就是说这里的模型都是表示成一个平均形状或纹理在加上各个PCA分析提取的特征来建立的。AAM建立的模型效果如下图：



图 2-2 模型示意图

主动表观模型再特征点拟合和人脸图像内脸提取方面也有着强大的功能，这里进行了特征点拟合的实验，可以看出利用主动表观模型，特征点的拟合效果还是比较准确的，效果如下图：



图 2-3 特征点拟合示意图

2.5 ASM和AAM方法比较

ASM 利用形状和特征点附近的局部灰度信息，AAM 包含了形状和脸部区域的纹理信息。ASM 最后只能得到图象的形状信息，AAM 可以得到形状和纹理信息，因此，AAM 除了用于器官定位，还可以用于图象重建。在搜索时ASM 沿profile（对每个形状的每一个特征点，在经过此点且沿与其邻近点垂直方向上取若干个像素的灰度并对其进行标准化作为局部灰度信息，称为一个profile）试图找到每个特征点的最佳位置，AAM 通过改变模型参数达到向量之间的差值最小。因此，在速度上ASM 要优于AAM，但AAM较ASM有更强的鲁棒性^[20]。

第三章 平均脸的计算和绘制

3.1 平均脸计算的含义以及在年龄识别中的地位

平均脸：指得是从人脸中去除年龄特征后获得的人脸图像，可以通过对给定的一组人脸图像取平均值而获得平均脸。而人脸年龄面貌预测主要包括平均脸（Average face）的构建、外貌预测和外貌绘制三个主要组成部分。而其中平均脸的构建是非常之重要的，因为最后外貌的绘制就是指在平均脸的基础上根据预测得到的外貌特征绘制出期望年龄下的人脸图像。也就是说平均脸的计算是直接影响到最后年龄识别的效果的。所以说平均脸的计算在年龄识别当中是重中之重^[3]。

3.2 图像集的预处理

在我们的原型来源中，我们使用来自各种来源的面部图像。尽管如此，我们限制图像选择为嘴巴闭上的正面视角（独立原型可以为侧面视角，嘴巴张开，牙齿可见等）。我们也省略那些显示饰物如珠宝或其他掩盖面部特征的东西如眼镜、胡须的图像。所有的图像要求是在相同的灯光、同样的正面视角。组成集合的脸由 300 名男性和女性白人组成（年龄由 18 岁到 65 岁），图像（例如如图 2-1 中 a）是按帧 24 位色抓图的，平均瞳孔间距为 142 像素（水平），全局分辨率为 531*704。

特征点的选择首先被描述，我们分配 68 个点到脸部，例如点 1 指的是左眼的中心，点 2 到点 10 指的是围绕左虹膜的外圈。使用鼠标，操作员手动为每张脸指定这些点。，然后操作者布置点使得面貌的一部分是平均大小形状或者有显著特点的对称的。另外 13 个特征点被手动布置到头发的边缘。还有 22 个点被自动按等距离分布在图像的外围边缘。这些额外的点用于在转换过程中将图像划分成棋盘格。还有一点就是所给的原始图片中的人脸可能不是我们所要求的人脸的端正的正脸图像，对于其中的角度有偏转的人脸，我们可以使用 facedetect 中的图像旋转功能将图像旋转到端正的角度。（如图 3-2）

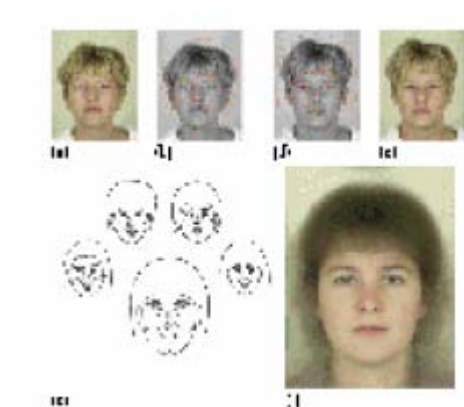


图 3-1 源图像例图



图 3-2 人脸旋转例图

3.3 平均脸计算的理论基础

平均脸的计算过程大致分为下面几步：首先是样本的中心化和平均特征点位置初始化，接着是平均形状的优化过程，然后是进行形状向纹理的映射其中包括平面的划分，最后是平均纹理计算绘制平均脸。下面是平均脸计算和绘制的基本流程：

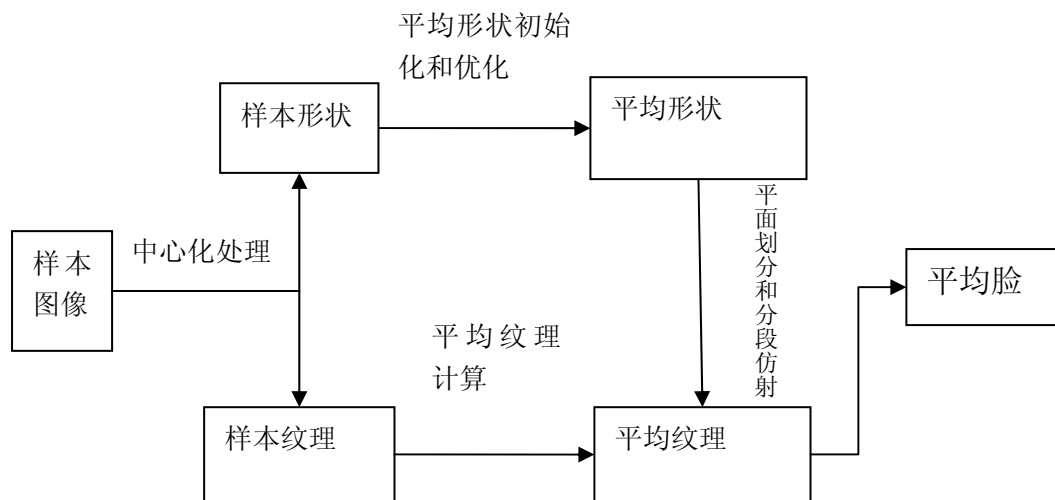


图 3-3 平均脸计算过程框图

3.3.1 特征提取（PCA 算法）

一幅人脸图像承载着极其丰富的信息，因而人能够从这些信息中抽取诸如年龄、性别、身份、种族等具有高度抽象的信息来表达这人脸图像中的内容。但是由计算机来完成这样一个具有挑战性的任务，如果仅仅用原始图像作为学习和识别的数据源，则必然会受到人脸图像中固有属性的影响。主要是由于图像本身只能表示数据采集时刻的情景（比如：数据采集时光照、背景、人物表情等），而不是表示可变的抽象信息（比如：性别，种族），因此对于同一个人在同一年龄的情况下，不同光照条件下所采集的数据表现出较大的差异。另外人脸图像中也包含了也实际识别内容无关的信息。例如在进行人脸图像的年龄识别，图像的中背景信息实际上对于人脸图像的年龄识别是没有任何贡献的。相反这些信息对于人脸图像的年龄识别会产生不必要的噪声干扰。同时人脸图像的富余信息不加重实际求解问题的计算负担，降低了问题的求解效能。因此要实现计算机的对年龄模式的识别，就需要对人脸图像中需要学习和识别内容进行有效的抽取才能够尽可能的减少无关的富余信息，降低不同的噪声因素的对问题求解的影响，从而提高其识别的准确性、可靠性。本文主要使用 PCA 方法完成特征提取。

PCA变换的全称是Principal Component Analysis，又叫K-L变换，是进行图像压缩的一种最优正交变换。Sirovich和Kirby首先采用PCA算法来表示人脸，而Turk和Pentland提出了一个著名的人脸识别算法，称为“特征脸”^[12,15]。传统的基于PCA的特征脸法，选择那些较大特征值所对应的特征矢量用于识别，即主分量特征；也有人提出应选择较小的特征值所对应的特征矢量，即次分量特征。这些方法都是采取事先确定的方式去选取特征空间。PCA变换的核心思想就是高

维的图像经过PCA变换后得到一组新的正交基，保留其中一部分重要的正交基(对应的特征值较大)，这样由得到的重要的正交基就可以得到低维的空间，将原始图像在这个低维空间投影，就达到了降维的目的并且PCA变换是目前用于整体人脸特征提取最优的方法。PCA算法基本原理如下：

设 n 维随机输入向量 x 的相关矩阵用 Q 表示，即 $Q=E[xx^T]$ 。其特征值按降序排列，

即 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots \lambda_n$ ，对应的特征向量分别为 $w_1, w_2, w_3, \dots w_n$ 。因此

$$Qw_j = \lambda_j w_j, j=1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

统计主元分析的目的是寻求正交矩阵 W ，使得 W 对 x 变换后的矩阵为对角矩阵。

可以证明： $W=[w_1, w_2, \dots w_n]^T$ ， $W \in R^{n \times n}$ ，且 $w_i w_j^T = \begin{cases} 0 & i \neq j \\ 1 & i = j \end{cases}$ 由此可知

$$y_j = w_j^T x, j=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中， y_j 为向量在单位向量 w_j 表示的主方向上的投影，即为主元。

在人脸识别中，人脸图像样本集构成协方差矩阵。该协方差矩阵的特征向量近似地表征了人脸图像，称为特征脸(Eigenface)。这些特征向量消除了各维之间的相关性，形成了一组互相正交的投影坐标基。通过选择协方差矩阵的 m 个较大特征值对应的特征向量，即可获得变换矩阵 $W=[w_1, w_2, \dots w_m]^T$ 且 $W \in R^{m \times n}$ ，从而将高维向量 $x \in R^n$ 转换成低维向量 $y \in R^m$ ，同时，又保留了向量 x 的绝大多数特征信息。这里 $m < n$ 。显然，PCA算法实现了从高维特征空间到低维特征空间的降维压缩处理^[16]。

人脸图像特征提出的主要目的是为了建立起人脸图像同年龄特征表示之间的对应关系，使得从不同的图像中提取的特征都能够映射到相同的坐标系之中去。换言之，即对于一组给定的训练图像集建立其与特征值之间的对应关系。我们可以选取不同年龄若干幅图像构成一个训练集 X ，这个训练集是按照年龄顺序排序的，为获得较多的人脸图像的年龄特征并降低次要因素的干扰，我们取PCA提取的主成份中的 N 个主特征值来表示人脸形状和光强信息的变化特征，并且每个特征还表示不同个体在相同年龄的变化差异。PCA算法提取年龄特征的具体方法这里不作介绍，应为该论文中PCA算法主要只是用于提取图像的特征向量。

3.3.2 平均形状计算的总体流程

1. 所有形状样本的中心化：首先在所给的原始图像中非常明显的，图像中

人脸的位置将是不确定的，他可能位于整个图片的中心位置，同样也有可能位于图像的四个角上。这样的情况是不利于我们进行平均脸的计算的。所以在对这些人脸进行处理的最开始我们就需要将所有图像中的人脸移动到整个图片的中心位置。中心化的过程对每幅图像分为两步，首先是将图像中所有特征点的横纵坐标分别相加然后除以特征点的个数，这样我们就得到了每幅图像中人脸当前的中心坐标是多少，第二步我们可以计算出这个中心坐标到整个图片中心的坐标变换，然后将人脸中所有的特征点都同样进行这个坐标变换，这样我们就实现了所有形状样本的中心化^[5]。

2. 特征点平均位置的初始化：在这个平均脸的计算过程中，平均脸形状的计算采用的是一个逐渐逼近的过程，所以在进行平均脸的平均形状的逼近前我们需要首先进行特征点平均位置的初始化。这里我采用的方法是简单的平均位置计算，就是说对于所要计算的平均位置的 68 个特征点坐标，他们每个点的坐标都是所有的样本图片中人脸中对应的特征点的平均坐标^[5]。

3. 平均形状的逼近：平均形状的逼近过程的是整个平均形状计算中最重要的一环，这个逼近的是一个逐渐使结果优化的过程，所以这个逼近算法的优化程度也是决定平均形状的计算结果的因素。我在这里采用的逼近算法是 cootes 在 AAM（主动表观模型）中提出来的逼近算法。这个逼近过程的具体流程在下一节中进行介绍。

4. 将人脸特征点向量映射到矩阵中：这一步的主要作用其实就是进行数据的矩阵存储，主要是方便后面的各种计算。

5. 做 PCA 处理（得出特征值和特征向量）：这一步的重要作用就是对变换后的样本图像的所有特征点组成的二维矩阵进行 PCA 提特征值和特征向量。PCA 变换是目前用于整体人脸特征提取最优的方法。PCA 算法的具体介绍在 2.8 节中说明。

3.3.3 平均形状的逼近过程

在进行逼近过程之前，已经进行了平均形状的初始化，然后这个逼近过程所要做的就是将所有形状样本向平均形状估计的逼近（cootes 提出的一种逼近方法）。这个逼近算法在下面具体介绍^[21]。在进行了一个循环的操作完成所有形状样本对当前平均形状的逼近后，就是计算新的平均形状，这个新的平均形状的计算方式是相同于平均形状的初始化中使用的简单平均化，也就是这个新的平均形状是将进行逼近后的形状样本的每个特征点的坐标求平均坐标。计算出了新的平均形状后，将新的平均形状和上一个旧的平均形状进行比较来衡量这次逼近过程的变化程度，这是判断是否继续进行逼近的唯一标准。新旧平均形状之间的差异比较采用的方法是计算两个平均形状间的欧几里德距离。两个平均形状间的欧几里德距离就是将两个平均形状相减得到两个平均形状中每两个对应特征点坐

标之间的差异，然后根据坐标差距直接计算出对应特征点之间的相对距离，然后将所有的特征点之间的欧几里德距离求和所得到的就是两个平均形状之间的欧几里德距离。最后要进行的的就是根据这个欧几里德距离的大小来决定是否进行下一次逼近，所以要选取一个合适的临界值来控制逼近的次数，同时又能够使处理得到一个比较优秀的结果。如果当前计算出的欧几里德距离大于临界值就进行下一次的逼近知道小于临界值位置。

3.3.4 平均形状的逼近算法

平均形状的逼近算法的最终目的就是能够找出一个坐标变幻，使得所有的样本形状都同样进行这个坐标变幻后都向当前的平均形状逼近，但是要使得这个坐标变幻能够找出一个最优的参数来尽量最小化两点之间差异的加权平方和即找出最优的参数 t 使得最小化^[21]

$$E = \sum_{i=1}^n (x_i' - T_t(x_i))^T W_i (x_i' - T_t(x_i)) \quad (1)$$

$$E = \sum_{i=1}^n |T(x_i) - x_i'|^2 \quad (2)$$

$$\frac{\partial E}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

$$E(a, b, t_x, t_y) = |T(x) - x'|^2 = \sum_{i=1}^n (ax_i - by_i + t_x - x_i')^2 + (bx_i + ay_i + t_y - y_i')^2 \quad (4)$$

其本质就是上式中 E 对于参数 t 的偏导为零时能够最小化点差异。因为这里的转换是仅限于形状的平移、旋转和缩放的，所以这里的变幻形式是

$$T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & -b \\ b & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\theta = \tan^{-1}(b/a) \quad (6)$$

$$a = (x - x') / |x|^2 \quad (7)$$

$$b = (\sum_{i=1}^n (x_i y_i' - y_i x_i')) / |x|^2 \quad (8)$$

$$t_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i' \quad t_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i' \quad (9)$$

上面的公式中 θ 是指形状旋转的角度，而 t_x 和 t_y 是指平移的向量^[21]。

3.3.5 2D 分段仿射

首先也介绍一个什么是仿射空间。从基本数学概念上来说，一个坐标系对应了一个仿射空间（Affine Space），当矢量从一个坐标系变换到另一个坐标系时要进行线性变换（Linear Transformation）。对点来说，要进行仿射变换（Affine Transformation）。这就是我们利用同源坐标的理由。它能在对矢量进行线性变换的同时对点进行仿射变换。坐标变换的基本操作就是将变换矩阵乘以矢量或点。而在本文中主要使用了 2D 分段仿射技术。

在这个平均脸的计算过程中的 2D 分段仿射大概分成三步：建立三角形（Delaunay 三角剖分）：也就是利用人脸面部分布的特征点来进行三角平面划分，将整个人脸面部分成若干个三角形，其中也包括了每个三角形中将包括哪些像素的计算；建立三角形顶点间的通信：也就是指每个特征点都是属于某些三角形的三个顶点之一，而顶点间的通信就是指每个顶点都应该知道自己本身与哪些顶点共同组成了三角形，也就是说一个顶点能够搜索出自己所在的所有三角形，并且知道这些三角形中的其他两个顶点；三角形中所有像素的参数计算（主要是跟所在三角形三个顶点关系）。

这里所指的参数是指每个像素都对应其所在三角形的三个的顶点有三个参数来表示他们之间的位置关系。很明显这里将有三个参数分别是 α 、 β 和 γ ，这里这三个参数是针对于整个人脸图像中每个像素点的，也就是说每个像素点都具有自己的这三个参数。这三个参数所要表述的意义是当前像素点的坐标组成中其所在的三角形中三个顶点所占有的权重比例，因为在进行人脸的形状的变形过程中，这个三角形网络中的每个三角形都在进行平移旋转和拉伸变形等，所以每个像素位置的信息只能通过保存其位置信息中三个顶点所占的比重来保存^[21]。这里的比例关系可以就是指该像素分别到所在三角形中三个顶点间的距离的比例。也就是说 α 、 β 和 γ 的比例就等同于到三个顶点间距离的比，同时能够保证 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。在程序中所采用的实现方式是利用向量计算来实现的，但是所示原理是相同的。

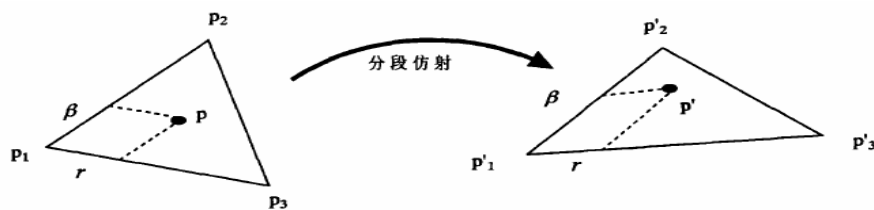


图 3-4 分段线性仿射示意图

3.3.6 Delaunay 三角剖分

1. 三角剖分定义

假设 V 是二维实数域上的有限点集，边 e 是由点集中的点作为端点构成的封闭线段， E 为 e 的集合。那么该点集 V 的一个三角剖分 $T=(V, E)$ 是一个平面图 G ，该平面图满足条件：除了端点，平面图中的边不包含点集中的任何点。图中所有的边都是互不相交的。平面图中所有的面都是三角面，且所有三角面的合集是散点集 V 的凸包。

2. Delaunay 三角剖分的定义和特性

在实际中运用的最多的三角剖分是 Delaunay 三角剖分，它是一种特殊的三角剖分。首先介绍一个这个三角剖分中的一些基本要素：

Delaunay 边：假设 E 中的一条边 e （两个端点为 a, b ）， e 若满足下列条件，则称之为 Delaunay 边：存在一个圆经过 a, b 两点，圆内（注意是圆内，圆上最多三点共圆）不含点集 V 中任何其他的点，这一特性又称空圆特性。

Delaunay 三角剖分：如果点集 V 的一个三角剖分 T 只包含 Delaunay 边，那么该三角剖分称为 Delaunay 三角剖分。

DT 规则 (Delaunay Triangle)：三角形网络中三角形最小内角为最大的，也即是所有三角形都尽量接近于等边三角形，任意一个三角形的外接圆不包含其他顶点。同时 Delaunay 剖分具备的一些优于其他平面划分方法的特性：

1. 最接近：以最近临的三点形成三角形，且各线段(三角形的边)皆不相交。

2. 唯一性：不论从区域何处开始构建，最终都将得到一致的结果。

3. 最优性：任意两个相邻三角形形成的凸四边形的对角线如果可以互换的话，那么两个三角形六个内角中最小的角度不会变大。

4. 最规则：如果将三角网中的每个三角形的最小角进行升序排列，则 Delaunay 三角网的排列得到的数值最大。

5. 区域性：新增、删除、移动某一个顶点时只会影响临近的三角形。

6. 具有凸多边形的外壳：三角网最外层的边界形成一个凸多边形的外壳。

3. 算法实现

Delaunay 剖分是一种三角剖分的标准，实现它有多种算法。

1. **Lawson 算法：**逐点插入的 Lawson 算法是 Lawson 在 1977 年提出的，该算法思路简单，易于编程实现。基本原理为：首先建立一个大的三角形或多边形，把所有数据点包围起来，向其中插入一点，该点与包含它的三角形三个顶点相连，形成三个新的三角形，然后逐个对它们进行空外接圆

检测，同时用 Lawson 设计的局部优化过程 LOP 进行优化，即通过交换对角线的方法来保证所形成的三角网为 Delaunay 三角网。

上述基于散点的构网算法理论严密、唯一性好，网格满足空圆特性，较为理想。由其逐点插入的构网过程可知，遇到非 Delaunay 边时，通过删除调整，可以构造形成新的 Delaunay 边。在完成构网后，增加新点时，无需对所有的点进行重新构网，只需对新点的影响三角形范围进行局部联网，且局部联网的方法简单易行。同样，点的删除、移动也可快速动态地进行。但在实际应用当中，这种构网算法当点集较大时构网速度也较慢，如果点集范围是非凸区域或者存在内环，则会产生非法三角形。

2. Bowyer-Watson 算法

算法的基本步骤是：

1. 构造一个超级三角形，包含所有散点，放入三角形链表。
2. 将点集中的散点依次插入，在三角形链表中找出其外接圆包含插入点的三角形（称为该点的影响三角形），删除影响三角形的公共边，将插入点同影响三角形的全部顶点连接起来，从而完成一个点在 Delaunay 三角形链表中的插入。
3. 根据优化准则对局部新形成的三角形进行优化。将形成的三角形放入 Delaunay 三角形链表。
4. 循环执行上述第 2 步，直到所有散点插入完毕。

3. 这里我采用的算法是类似于 Lawson 算法的 AAM 中常用 Delaunay 三角划分的算法。同时在实现三角划分的同时，我还需要在这里实现人脸图像的每个像素的三角归属的判断。这里采用的方法是顺序扫描人脸中所有的像素点，然后对每个像素点都与所有的生成的三角形进行是否包含的判断，知道找到该像素所属的三角形，然后将该信息存储。这个办法比较的笨拙，但由于实验中所采用的人脸图像的像素数量不是非常庞大，而基于 68 个特征点所形成的三角形数目也非常有限，所以采用该方法还是非常可行的。

3.3.7 图像集的平均纹理计算

平均纹理的计算由下面几个部分组成：

1. 从形状向纹理的映射：这个环节是平均纹理计算中最重要的环节，直接形象到了平均脸绘制的效果。下面的公式是平均脸中纹理计算的大体思想，其中 p 是指平均脸， i 是指各个样本脸， n 是样本数量，而 $F(i, k)$ 是第 i 个样本脸中第 k 个像素的值，在纹理中指 RGB 值。这个公式的中心思想就是平均脸中每个像素的值是该像素在各个样本脸中对应像素的值的平均。

$$F(p, k) = \left[\sum_{i=1}^n F(i, k) \right] / n$$

其中 n 是指样本个数。很显然现在所需要做的就是找出平均脸中各个像素在每个样本脸的对应像素，然后进行平均就行了，而这步的中心环节就是形状向纹理的映射。首先在前面已经计算出了一个平均脸的平均形状，并且对该形状进行了三角划分，其中包括了该形状中所有像素点的参数计算。然后我们来顺序计算这个平均形状中每个像素点应有的颜色信息。对于一个像素，我们知道该像素属于哪个三角形，并且知道该像素坐标中三个顶点坐标所占的比例。因为包括平均脸在内的所有样本脸都是由相同数目并且一一对应的特征点组成的，也就是样本脸和平均脸的三角形都是一一对应的，所以我们知道了平均脸中一个像素所在的三角形也就知道它在各个样本脸中对应的像素所在的三角形。在人脸的变形映射过程中，每个像素对于其所在三角形的三个顶点的参数关系是不会变化的，也就是说我们根据所要计算的像素与所在三角形的顶点的三个参数就能够计算出这个像素在各个样本脸中对应像素所在的位置。很显然经过了 this 计算后，我们能够知道该像素在各个样本脸中的对应位置，但是这个位置的坐标不一定是整数，因为平均脸和样本脸中的三角形的形状位置等都是不一样的。所以得到这个坐标后所要进行的就是该像素应该具有的像素颜色的计算的。因为计算出来的坐标可能是小数，所以这里的像素的颜色信息是根据该坐标周围的像素信息来计算的。采用的方法就是去离该位置横纵坐标最接近的几个像素，然后可以根据各个点的坐标计算出该像素离这几个周边像素的位置关系的比例，然后根据这个比例来混合这几个周边像素的 RGB 值就得到了该像素的值。利用上述方法就能够逐个的得到上面公式总的 $F(i, k)$ ，然后利用上述公式就能计算出一个平均纹理。

2. 使得亮度差异最小化的纹理调整：和平均形状的计算类似，在计算出上述的平均纹理后还有一个纹理的细微调整，因为通过上述方法计算出来的纹理有着一定的亮度差异。这里调整其实就是一个减少平均纹理与各个样本纹理见差异的过程。

3. 将人脸纹理向量映射到矩阵中：这一步的主要作用其实就是进行数据的矩阵存储，主要是方便后面的各种计算。

4. 做 PCA 处理（得出特征值和特征向量）：这一步的重要作用就是对变换后的样本图像的所有纹理组成的二维矩阵进行 PCA 提特征值和特征向量。PCA 变换是目前用于整体人脸特征提取最优的方法。PCA 算法的具体介绍在 2.8 节中说明。

这里的纹理调整的基本原理和形状调整是一样的，只是这里的逼近过程中并不是以特征点间坐标的欧几里德距离为标准的。而是调整所有纹理逼近估计纹理，重复执行直至收敛（即纹理矩阵的欧几里德距离小到一定程度）。

3.4 实验结果

实验中使用一台 CPU 为 Intel P4 2.8E，内存为 1G 的 PC 机。编程语言采用 C++，使用 VC++ 6.0 平台，利用 OpenCV 1.0 开源计算机视觉库。我们在实现过程中主要是采用 FG—NET 和 MORPH 这两个公开的人脸年龄数据库加上部分 AAM 自带图像作为标准的实验测试数据集。

实验中对于每个样本图像中的人脸部分都进行了三角划分，下面是三角划分的效果图：



图 3-5 人脸 2D 分段仿射效果图

实验中形状和纹理的逼近过程如下图所示：

```
Build Point Distribution Model...
Align all shapes...
Alignment iteration #0, mean shape est. diff. = 3.7095
Alignment iteration #1, mean shape est. diff. = 0.00877661
Alignment iteration #2, mean shape est. diff. = 4.0567e-005
Doing PCA of shapes datas...Done <5/7>
#####

#####
Build Texture Distribution Model...
Calculating texture vectors...
Align textures to minimize the lighting variation ...
Alignment iteration #0, mean texture est. diff. = 0.0149121
Alignment iteration #1, mean texture est. diff. = 0.00181286
Alignment iteration #2, mean texture est. diff. = 0.000289788
Doing PCA of textures datas...Done <6/7>
#####
```

图 3-6 平均脸逼近过程

而最终平均脸还需要进行最后的绘制，包括以下几步：

1. 形状矩阵和纹理矩阵的拼接：在前面为了计算的方便已经将平均形状和平均纹理的信息分别存储到了两个矩阵当中，而这里要进行的形状和纹理的整合，也就是将两个矩阵拼接起来。因为形状和纹理的样本数量是一样的，也就是说两个矩阵的行数是一样的，所以只要将两个矩阵进行横向的拼接就行了。

2. 当前形状和当前模式纹理的计算：这里只是根据用户所要调整的参数来进

行所要显示图像的一些参数的设置，在这里主要是指特征向量的调整，也就是说可以通过某些参数的调整来决定主成分的提取。

3. 绘制图像：当前的形状和纹理都已经计算好了，剩下的就是根据这些计算结果来绘制图像了。绘制采用的方法是顺序绘制图像中的每个像素。对于每个像素都可以根据它的映射关系找到它所在的三角形，然后根据与该三角形的三个顶点的关系计算出该像素的 RGB 值进行绘制。下图是平均脸绘制的结果：

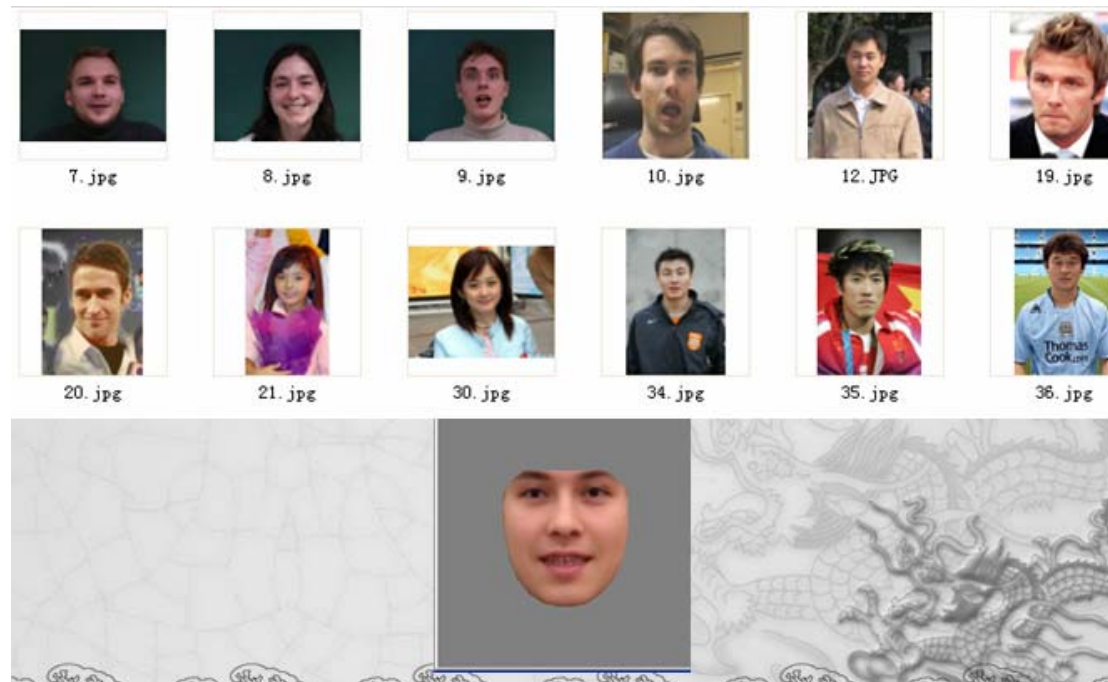


图 3-7 平均脸绘制效果例图

在试验最后将计算出的平均脸结合不同的 PCA 算法中提出的特征向量得到了一些特征脸，结果如下图所示：

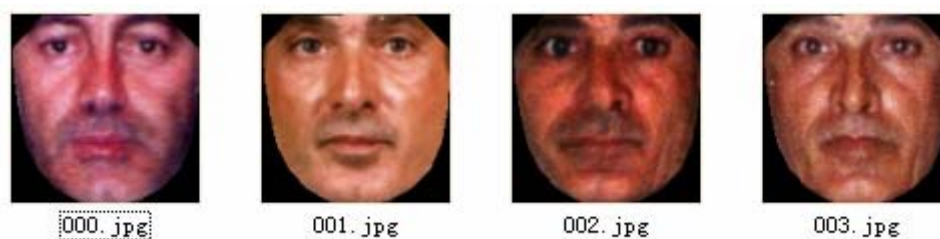


图 3-8 特征脸效果例图

第四章 人脸年龄面貌的预测和模拟

人脸年龄面貌预测和模拟是人脸年龄模式识别中的一个重要部分，本文中着重介绍了如何利用平均脸也就是原型脸来进行人脸年龄面貌预测和模拟。

4.1 人脸年龄面貌的预测的方法分类

实现人脸年龄面貌预测需要在形状和纹理上实现对于人的真实外貌的模拟，使其尽可能地接近现实的外貌形状和纹理。现在，人脸年龄面貌的预测大致可以分为基于颅面形状变化的颅面模型和基于统计学习理论的原型脸两类方法。本文所采用的是初步的基于统计学习理论的原型脸的方法及基于年龄原型的方法。

4.1.1 基于特征点的方法

人脸颅面轮廓形状随着人的年龄的增长不断地发生着变化。这些变化首先引起人体测绘学的研究者的关注，并对其变化规律进行了深入细致的研究。大量的人口统计测量结果显示对于同一个体的反复测量是可靠的，并且能够成功的对不同的个体进行区分。因此我们能够根据颅面形状变化情况，很容易的判断出对象的年龄是在 5 岁、10 岁，还是大于 20 岁。人脸颅面的形状变化主要是集中在人的幼年时期的，所以基于人脸颅面轮廓形状的年龄预测在未成年人群中年龄预测和识别的效果比较明显。Ramanathan 等根据改进颅面拉伸转换模型提出颅面增长模型来模拟年龄进程。他们将该模型应用于 18 岁以下的人脸图像面貌模拟和人脸识别系统识别性能改进实验，结果显示该方法能有效地提高人脸识别系统的识别率。而皮肤的纹理的变化同样会对人脸年龄预测和识别有着非常重要的影响，只不过这个明显的变化主要集中在人成年以后，因为在成年之后随着年龄的增长，面部的肌肉组织才会变得松弛、缺乏弹性，出现皱纹、斑块等。Hussein 则应用商图像（quotient image）概念来表示人脸特征形状变化的比率，利用双向反射函数（BRDF, Bidirectional Reflectance Distribution Function）来表示皮肤纹理的变化，并把二者结合起来构建人脸模型实现对脸年龄面貌的模拟。

总之在之前，已经有不少学者从事了这方面的研究并且也取得了显著的成效。基于特征点的方法是依赖于人脸图像中特征点的测量和分析的，它能够对人脸的面部轮廓进行比较精确的模拟。但是同时可以发现基于特征点的方法本身是忽略了人脸面部纹理的变化的，所以对人脸面部的预测是有困难的。但是在人的幼年阶段，纹理变化是非常细微的，而主要都集中在颅面轮廓的变化，所以在这中情况下基于特征点的方法还是非常可行的。

4.1.2 基于年龄原型的方法

年龄原型其实就是将来自同一个年龄或者一个年龄中的若干幅样本图像中的人脸来进行平均脸形状的计算，然后再进行平均脸纹理的计算来绘制出这个年

龄段的平均脸，而我们称这个平均脸就是这些样本的年龄原型。仅利用形状的变化来模拟人脸面貌的变化难以实现对面脸的真实预测，因此必须要考虑其他与年龄相关的可见信号对面脸的影响，比如：头发的数量和颜色、皮肤的弹性、皮肤的纹理、脂肪组织的分布等^[1]。在本文中，主要研究的是人物的内脸，也就是说所有的图像中的人脸将是不包括头发的。

1995 年 Michael 等把 147 个自然表情的白人男性的图像按照每 5 年为一个跨度分为 7 组，分别建立了不同的年龄组的形状和纹理原型组件，然后把人脸形状和颜色组件的信息结合起来实现对两类人群（年青人和老年人）的人脸年龄预测。他们的研究结果显示对比度或者颜色饱和度的增加对年龄的理解不产生任何贡献。随后，Tiddeman 等人为获得更丰富的人脸纹理信息，提出采用小波算法对面脸图像进行分析和特征提取，然后应用提取的特征来构成原型脸，进而实现对年龄的转换。光照和姿态的变化使得人脸图像表现出较大的差异。为减少这种差异的影响，Ramanathan 和 Chellappa 采用边缘检测方法对面脸图像进行处理，然后选取边缘信息最丰富的半脸区域来构成半脸图像，然后利用获得的半脸图像来比较同一个体不同年龄的图像之间的相似程度。人脸图像中不同部分的纹理有不同的特征，例如额头区域随着年龄的增长会出现不同程度的皱纹；头发、眉毛会发生颜色的变化。Jinli 等通过建立人脸图像的各个组成部分的组件，并利用这些组件来构成具有高分辨率的动态人脸模型，最后利用动态马尔可夫过程来实现对面脸图像年龄的模拟。

虽然说这个基于年龄原型的方法不仅考虑了人脸形状上的变化同时又考虑了人脸的纹理因素的影响，但是由于原型脸的获得是通过统计平均求取的，必然会导致个人的纹理信息丢失，因此也使得对于人脸年龄面貌的预测存在一定的失真。并且这种方法对学习样本比较敏感，不同的样本集会产生不同的结果。

4.2 利用分组年龄段的训练集来构建平均脸

因为这里要采用的是基于年龄原型的年龄预测方法，所以第一步显然就是构建一个训练集。这里采用的构建方式是在图像库中的大量图片中按每个年龄段来挑选图片。年龄段的划分将是从小 20 岁开始的，以每 10 年为一个段来划分的。这个年龄段的划分将影响到最后实验结果的精确性^[1]。训练集完成后，就对不同的年龄分组的训练集进行平均脸的计算，平均脸的计算在第二章中进行了详细的介绍。

4.3 原型的拟合缩放

每个年龄段分组都计算出平均脸后，人脸年龄面貌预测的准备工作就完成了。此时就能够对实验图像中人脸进行年龄预测。首先第一步要做的是选取合适的平均脸。很显然我们要预测的年龄是大于 20 岁小于最大年龄段中的任何年龄

的外貌，所以首先要跟据所要预测的年龄来选取合适的平均脸。例如，我们要预测实验样本 37 岁时的样子，我们就应该选取 30-40 岁这个年龄段的平均脸来进行实验。当然我们还需要一个当前年龄段的平均脸，也就是说若果样本人脸的年龄为 23 岁，我们还要一个 20-30 岁这个年龄段的平均脸。当选取原型的工作完成后就要进行原型向实验样本的拟合缩放过程。基于原型的年龄预测方法需要将原型的大小位置角度等变化到拟合样本的情况，同时改变原型中的颜色信息。这里的预处理过程中已经将原型和实验样本都进行了三角划分，而后就是将原型的外围轮廓的凸多边形旋转为和实验样本相同的角度，然后根据原型和样本中人脸的两眼距离来进行缩放，然后依照第二章中平均纹理计算的总体流程中介绍的方法可以计算出原型中所有像素的颜色信息，从而完成了原型的拟合缩放。

4.4 外貌的老化处理

完成了原型的拟合变形后就实现了原型和实验样本的匹配，然后就能进行样本外貌的老化处理了。这里在形状和颜色上的转换被分别使用，但是每个转换遵循相同的原理。对于每个特征点，我们计算原型间位置上的差别，随后我们可以想每个从原始图像中得到的相应特征点上加上一定比例 l 的矢量差异^[1]。

形状改变能使用简单的方程式来表示:对于每个横纵坐标为 x, y 的特征点.

$$xr = xs + l(xf - xm) \quad (1)$$

$$yr = ys + l(yf - ym) \quad (2)$$

其中 r 表示结果, f 表示第一个原型, m 表示第二个原型, s 表示原始人脸而 l 是使用的转换比例. 这个形状改变在效果上是十分有限的，所以还需要配合上纹理的转换。纹理变化是在进行完了形状变化后，此时原型形状已经发生变化，所以要使用上面介绍的纹理映射的方法进行计算，然后每个原型在每个像素上的 RGB 颜色差别被计算出来，随后加到原始图像相应的 RGB 值上。同样，我们使用三维向量来表示像素位置 k 的 RGB 值， $F(p_m, k)$ 代表老化的原型。 $F(p_f, k)$ 代表年轻的原型（两者均为源的形状）而 $F(s, k)$ 表示样本人脸。通过加上一个比例 l 的原型间的区别（和我们在形状方面所做的完全一样），结果的颜色信息 $F(r, k)$ 就可以实现老化效果[1]。

$$F(r, k) = F(s, k) + l [F(p_f, k) - F(p_m, k)] \quad (3)$$

而从上面可以看出，我们要预测处于该年龄段中的不同年龄的人脸就是要控制这两个公式中的比例 l ，比例越大，图像年龄越大。

为了说明所述过程的一般性，我们使用相同的技术来为各个年龄的男性人脸定义原型，然后从中得到老化的转换。两个原型被构造，一张从 40 岁年龄为 25 至 29 岁的男性人脸中得出，第二张从 20 岁年龄为 50 到 54 岁的男性人脸中得出。

图 4-1 显示了应用于一张人脸的老化转换所取得的效果。我们使用年轻和年老的原型间的颜色和形状不同来模拟形状变化（右上）和颜色变化(左下)，然后

将关于老化的两种变化结合（右下）。很多地方值得记录。第一，形状和颜色上的效果并非单独来自两者其一。第二，转换是全局地同时影响头发和所有脸部特征。第三，在转换中，脸的身份被保持。第四，在原始图像和转换后的图像间感觉上的年龄改变是小于原型间25年的不同的。这也许是因为在建原型时使用的混合过程。降低了一些原来关于年龄的暗示，如皱纹。这种变化在改变其他属性，如性别时并不如此重要。下图是对于年龄的形状颜色转换的应用。其中按顺序分别为原始人脸；形状变化后：原始人脸+100%年轻原型和年老原型的形状差别；颜色变化后：原始人脸+100%年轻原型和年老原型的颜色差别。形状和颜色变化后：原始人脸+100%年轻原型和年老原型的形状和颜色的差别。



图 4-1 人脸老化处理效果例图

4.5 实验结果和评估

随着对人脸图像年龄研究的深入，现在已经建立了相应的人脸年龄库。尽管这些年龄库还不是很完善，但已经极大地改善了人脸年龄模式识别的研究条件。当前使用的年龄库主要有 FG-NET 和 MORPH 人脸数据库。另外还有 UIUC-IFP-Y 等一些不对外公开的内部人脸库。因此我们在实现过程中主要是采用 FG-NET 和 MORPH 这两个公开的人脸年龄数据库作为标准的实验测试数据集。

本次实验中用不同的样本脸数目来构建年龄分组，然后进行年龄预测的测试，可以发现随着样本脸数目的增加，平均错误年有所下降，但是不明显，原因应该是 FG-NET 人脸年龄数据库中每一个年龄的人脸图像的图像数量不是很

多，因此根据这数量不是很多的人脸来计算生成的平均脸的准确性也有所降低，从而导致年龄预测的不准确，实验结果如下图所示：

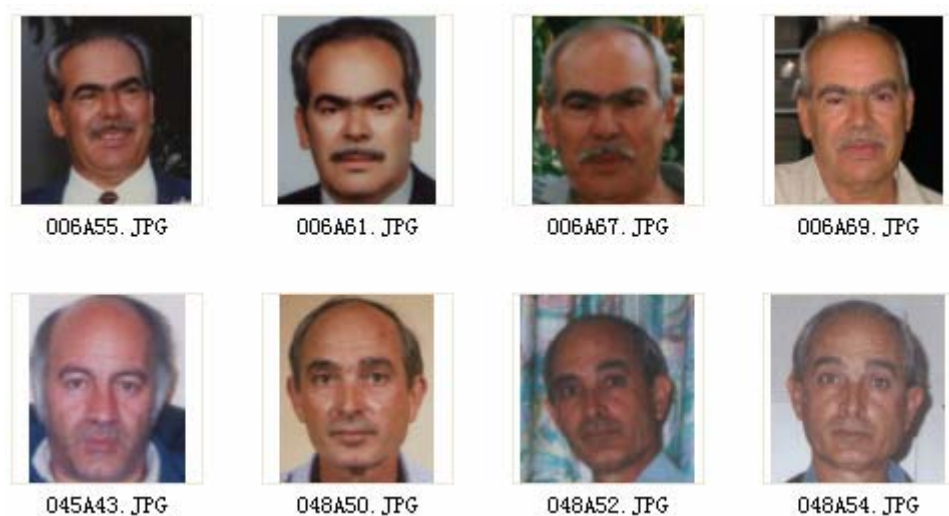


图 4-2 少量训练集例图

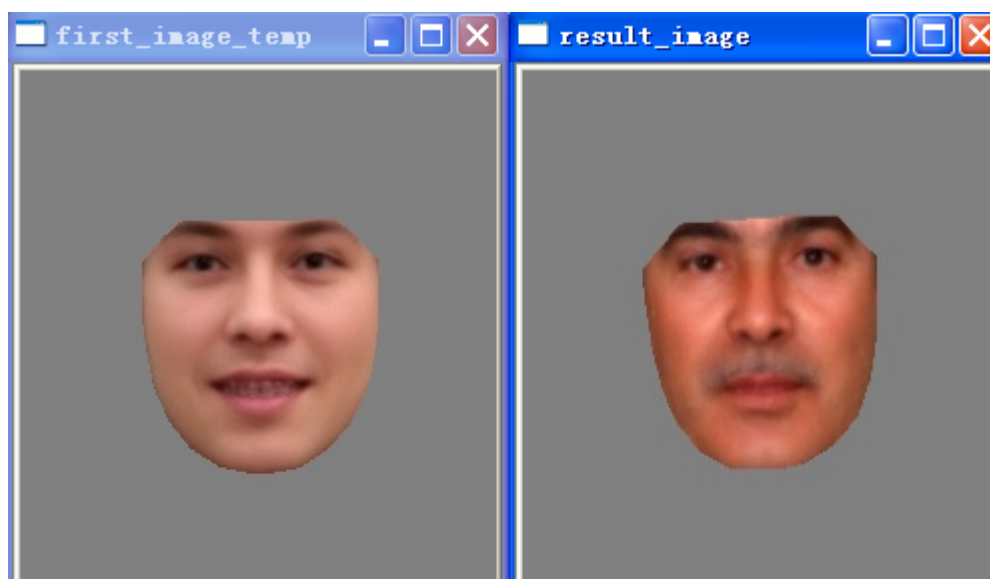


图 4-3 少量训练集人脸老化处理实验结果图

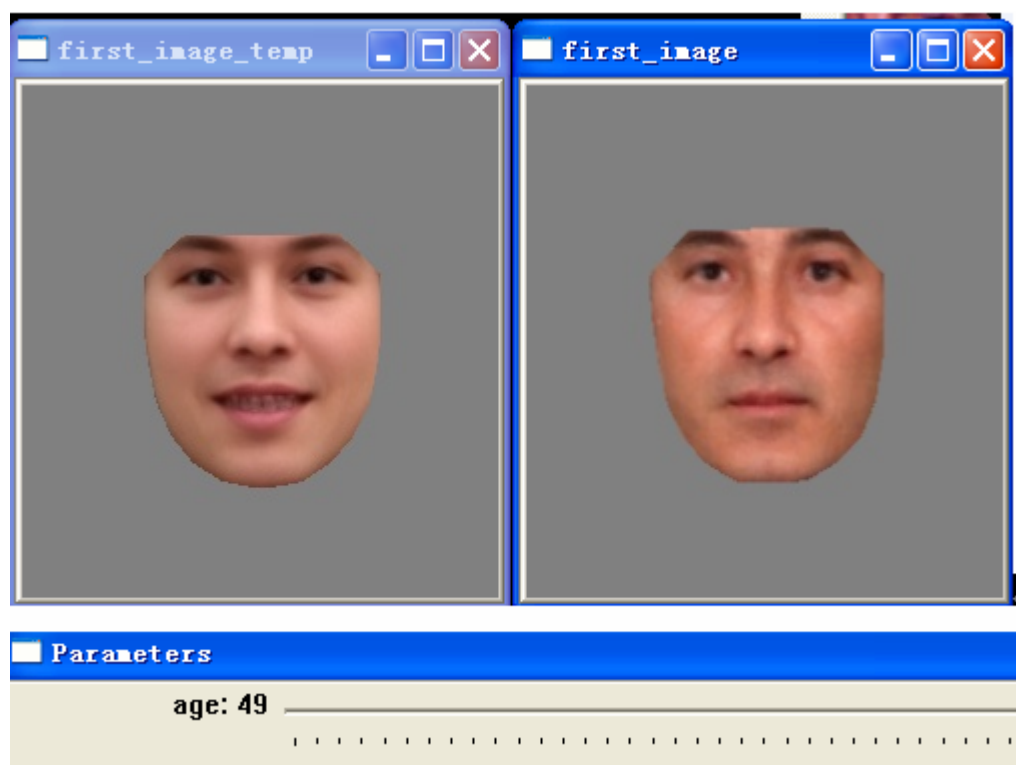


图 4-4 大量训练集人脸老化处理实验结果图

观察上面两个实验结果，我们可以看到两次实验所得的结果差异非常大，也就是利用此方法进行人脸年龄外貌预测和模拟对训练集的要求很高，不同的训练集将产生不同的结果。而从上面两次的结果比较，我们很容易发现就是第二次采用大量训练集的实验预测结果要比上面采用少量训练集的实验效果要好的多，也就是说该实验说明训练集中图片的数量也是决定该实验效果的重要部分。从平均脸的性质就能知道，进行训练的图片越多，这个平均脸才越能代表整个年龄段，而这个的老化算法是基于平均脸的，所以训练集对实验结果有重要的影响。

同时在进行年龄预测时可以发现在原始图像和转换后的图像间感觉上的年龄改变是小于原型间 25 年的不同的。这也许是因为在建原型时使用的混合过程。降低了一些原来关于年龄的暗示，如皱纹。这种变化在改变其他属性，如性别时并不如此重要^[1]。

同时在这个实验中存在的一个比较大的问题就是在这里我们将人脸纹理的老化过程看成了一个线性过程，因此使用线性的年龄函数来进行老化比例的控制，但是非常明显这样做是有错误的，因为在实际生活中人脸面部的老化过程是非常的不规则不可控制的，所以在人脸年龄识别和预测中，一个好年龄函数的选取是非常的关键的。

第五章 总结与展望

本文主要是对人脸图像中平均脸的计算绘制和人脸年龄图像预测进行了一定的研究，主要目的是实现一些平均脸计算和人脸年龄图像预测的算法。平均脸的计算和绘制目前已经比较成熟，结果也是比较理想，但是人脸年龄图像预测这个领域目前的研究还是处于一个探索阶段的，其研究远不及人脸识别那么深入和广泛。因此目前为止还没有一个效果特别突出的算法能够对面脸进行准确的预测，同时对人脸的年龄预测又是一个非常有研究前景的领域，所以目前国内外都有非常多的学者在对这方面进行深入的研究。本文中实现的算法是一种基于形状和颜色的人脸图像处理技术，能够在一定程度上完成人脸面貌预测的功能，但是其实现效果和真实的年龄图像还是存在比较明显的区别的。

由于人脸图像的年龄估计预测方面的研究才刚刚开展不久，很多这方面的问题还没有解决，需要进行更加深入细致的研究。一次在这个领域中今后可以做的工作还非常的多。首先是人脸图像中年龄特征的提取，因为当前所有的年龄提取方法都还不能够很好的消去许多影响人脸图像的因素，例如光照、姿态、种族、表情等。一个优秀的可以减少以上误导因素的算法的出现是非常必要的，它可以很好的改善目前人脸图像的年龄估计等的准确率。其次是人脸年龄函数的改善，这个年龄函数的好坏也是直接影响图像处理结果的重要因素，但是目前在这方面的实现也不是非常的理想。同时在这个方面研究现在是已经取得了一些进展和成果的，但是这些方法还有待改进。我们希望能够支持向量回归、HMM 以及条件随机场方面能够进行更加深入的研究。

参考文献

- [1]Duncan A. Rowland, David I. Perrett, Manipulating Facial Appearance through Shape and Color[D]. IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 15.
- [2]Iwata, K. Yamamoto, K. Kato, K. Suzuki, T. Umemura. Construction of the Security System Using the Front Face Detection by the Average Face[D]. SICE-ANNUAL CONFERENCE Bibliographic details 2002.
- [3]Chandrasiri, N.P. Suzuki, R. Watanabe, N. Yoshida, H. Yamada, H. Harashima, Is average face recognized as the average[D]. ISSPA 2007. 9th International Symposium on 12-15 Feb. 2007.
- [4]H. Yamada, et al., A Facial Image Processing System for Psychological Studies[D]. Proc. IEEE Int'l Workshop on Robot Human Communication, IEEE, Piscataway, N.J., 1992.
- [5]D.I. Perrett, K.A. May, and S. Yoshikawa. Facial Shape and Judgements of Female Attractiveness [D]. Nature, Vol. 368, 1994.
- [6]S.E. Brennan. The Caricature Generator [D]. Leonardo, Vol. 18, 1985.
- [7]P.J. Benson, and D.I. Perrett,. Synthesizing Continuous-Tone Caricatures [D]. Image and Vision Computing, Vol. 9, 1991.
- [8]D. Knuth,. The Concept of a Meta-Font [D]. Visible Language, Vol. 16, 1982, pp. 3-27.
- [9]D.R. Hofstadter, Metamagical Themas. Questing for the Essence of Mind and Pattern [D]. Penguin Books, London, 1986.
- [10]C. Kang, Y. Chen, and W. Hsu. An Automatic Approach to Mapping a Lifelike 2.5D Human Face [D]. Image and Vision Computing, Vol. 12, 1994.
- [11]S. Edelman, D. Reisfeld, and Y. Yeshurun. Learning to Recognize Faces from Examples [D]. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 588, 1992.
- [12]尹飞, 冯大政. 基于PCA算法的人脸识别[D]. 计算机技术与发展, 2008年10期.
- [13]孙晓玲, 侯德文. 人脸识别中的眼睛定位方法[D]. 计算机技术与发展, 2008年10期.
- [14]陈君, 张建明. 基于奇异值的具有年龄变化的人脸识别[D]. 计算机工程与设计, 2008年18期.
- [15]李荣健, 韩其龙. 改进的PCA人脸识别新算法[J]. 大连交通大学学报, 2008年4期.
- [16]何国辉, 甘俊英. PCA类内平均脸法在人脸识别中的应用研究[D]. 计算机应用研究, 2006年3期.
- [17]边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004年1月.
- [18]戈新良, 杨杰, 张田昊, 杜春华. 改进的主动形状模型方法在人脸特征点定位中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2007年8期.
- [19]陈珂, 杜利民. 基于主动形状模型的人脸特征建模[D]. 计算机工程与应用, 2006.14.

- [20]廉文娟, 范昊, 卢新民, 山世光. 使用 ASM 与 AAM 方法进行器官定位[J]. 山东科技大学学报, 2002 年 9 月 3 期.
- [21]T.F. Cootes and C.J.Taylor. Statistical Models of Appearance for Computer Vision [D]. IEEE Computer Society Press, March 8, 2004.

致 谢

本论文的工作是在我的导师张坤龙副教授的悉心指导下完成的，张坤龙副教授严谨的治学态度和科学的工作方法给了我极大的帮助和影响。在此衷心感谢在毕设过程中张坤龙老师和何英华老师对我的关心和指导。在学习上和生活上都给予了我很大的关心和帮助，在此向张坤龙老师和何英华表示衷心的感谢。何英华老师对于我的工作和论文都提出了许多的宝贵意见，在此表示衷心的感谢。

在撰写论文期间，康春纪和裴嵩等同学对我论文中的许多算法研究工作给予了热情帮助，在此向他们表达我的感激之情。

另外也感谢家人，他们的理解和支持使我能够在学校专心完成我的学业。