

中国科学技术大学

硕士学位论文



用于大库人脸识别的 脸型分类研究

作者姓名: 赵 薇

学科专业: 模式识别与智能系统

导师姓名: 汪增福 教授

完成时间: 二〇〇九年五月十日

University of Science and Technology of China
A dissertation for master's degree



Face Shape Classification for Face recognition in Large-scale Database

Author's Name: Wei Zhao

Speciality: Pattern Recognition & Intelligent Systems

Supervisor: Prof. Zengfu Wang

Finished time: May 10th, 2009

论文原创性和授权使用声明

本人声明所呈交的学位论文,是本人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。除已特别加以标注和致谢的地方外,论文中不包含任何他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中作了明确的说明。

本人授权中国科学技术大学拥有学位论文的部分使用权,即:学校有权按有关规定向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版,允许论文被查阅和借阅,可以将学位论文编入有关数据库进行检索,可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

保密的学位论文在解密后也遵守此规定。

作者签名: _____

年 月 日

摘要

人脸识别是模式识别领域的一个研究热点，在户籍管理、国防安全等许多领域都有广泛的应用前景。然而，随着数据库的增大，人脸识别系统的识别率和识别速度会出现明显的降低。因此，如何提高海量数据库中人脸识别的识别率和识别速度，是近年来亟待解决的一个问题。

脸型是人脸中最为直接的一个特征，它的信息较为稳定，且分类方法简单。基于此，本文提出了一种“分集”识别方法，该方法在人脸识别前加入脸型预分类环节，将一个大规模的人脸数据库分解为依脸型分类的若干个子库。这样做一方面可通过分集降低后续识别处理的数据量，提高人脸识别的速度，另一方面可利用脸型特征对候选人脸集合进行粗筛选，降低系统的错误接受率。

为了实现脸型分类，本文结合生物学的方法提出了一种基于人体测量学的分类方法。在进行脸型分类时，首先对人脸进行检测，接下来借助面部特征点定位技术提取检测点，然后在此基础上计算面型指数，并由此实现对脸型的分类。

针对其中的各个环节，本文所做的工作如下：

1) 在人脸检测中，通过研究国内外主流人脸检测方法，采用基于 AdaBoost 的人脸检测方法，实验结果表明检测结果非常好。

2) 在特征点定位这一环节中，本文充分研究国内外面部特征点定位技术，并最终采用主动表观模型（AAM）算法，通过对人脸标定、训练等步骤，测试得到结果较为理想。

3) 在脸型分类环节中，由于脸型是渐变的，因此得到的面型指数呈正态分布，没有明显分界面。针对这个问题，本文提出了部分重叠的分类办法，即将人脸库分为几个在分界面处有部分重合的子库。结果表明这种方法虽然多占用了部分空间但有效的减小了脸型分类错误率。

对大规模人脸数据库所进行的实验结果表明，所提出的方法可有效提高人脸识别系统的识别率和识别速度。

关键词：人脸识别 脸型分类 人体测量学 人脸检测 AdaBoost 主动表观模型（AAM）

ABSTRACT

Face recognition has become a hot spot of pattern recognition research in recent years. It can be applied widely in many fields including the management system for household registration, national defense, security and so on. However, as the scale of face database increases, face recognition speed and rate have decreased remarkably. Therefore, it has become an issue to increase recognition speed and rate in large-scale database.

Face shape is a stable feature in face and its classification method is very simple. Based on this, a pre-classification based face recognition method is presented in this paper. According to the face shape, large-scale database is divided into several smaller sub-databases. On one hand, it will decrease the amount of data in face recognition so as to speed up the recognition. On the other hand, it will get rid of the potential non-candidates by using the characteristic of face shape so as to decrease the false acceptance rate.

An anthropometry based method is adopted in face shape classification. First the face is detected and positioned. Next feature points are extracted and facial indexes are computed according to the feature points. Finally the face images are classified based on the facial indexes of them.

Here are the details of several parts mentioned above:

1) In the part of face detection, we compare all existing algorithms and choose Adaboost as our method. Results show that it has a high detection rate.

2) In the part of feature points positioning, AAM is adopted to extract feature points in face images. We make landmarks on the training image and train them. The final result is good.

3) In the part of face shape classification, since the face shape is gradually changed, there is no sharp boundary between each face shape. For this reason, we divide it into several classes with overlapped parts. Results show that it does decrease the false rate of face shape classification though more space is taken up.

The overall experiment shows that the presented method can remarkably improve the recognition speed and rate of a face recognition system with large-scale database.

Keywords: face recognition, face shape classification, anthropometry, face detection, AdaBoost, Active Appearance Model (AAM)

<http://www.ixueshu.com>

目 录

摘 要

ABSTRACT

第一章 绪论.....	1
1.1 引言.....	1
1.2 生物识别技术.....	1
1.3 人脸识别技术.....	2
1.3.1 人脸识别的研究意义.....	2
1.3.2 人脸识别的发展.....	3
1.3.3 大库人脸识别方法所遇到的瓶颈.....	4
1.3.4 解决办法.....	4
1.4 国内外关于脸型分类的研究现状.....	4
1.5 论文主要工作及结构安排.....	5
第二章 脸型分类.....	7
2.1 人的脸型分析.....	7
2.2 几种脸型分类方法.....	7
2.2.1 素描美术学中的脸型分类方法.....	8
2.2.2 人体观察学中的脸型分类方法.....	8
2.2.3 模式识别中的脸型分类方法.....	9
2.2.4 人体测量学的脸型分类方法.....	11

2.3	本文所采用的分类方法.....	11
2.4	本章小结.....	13
第三章 人脸检测.....		15
3.1	人脸检测简介.....	15
3.2	人脸检测的主要技术方法.....	16
3.2.1	基于知识的方法.....	16
3.2.2	基于特征的方法.....	17
3.2.3	模板匹配方法.....	18
3.2.4	基于外观的方法.....	19
3.3	基于AdaBoost的人脸检测方法.....	20
3.3.1	特征选取及特征值计算.....	20
3.3.2	AdaBoost算法.....	21
3.3.3	级联分类器.....	23
3.4	人脸检测实验结果.....	24
3.5	本章小结.....	25
第四章 人脸特征点定位.....		27
4.1	人脸面部特征点定位简介.....	27
4.2	人脸特征点定位主要技术及分类.....	27
4.2.1	基于先验规则的方法.....	28
4.2.2	基于几何特征的方法.....	28
4.2.3	基于模型的方法.....	29
4.3	采用AAM算法进行特征点提取.....	36
4.3.1	对人脸图像进行标定.....	37
4.3.2	特征点定位实验结果.....	37
4.4	本章小结.....	38
第五章 将脸型分类用于人脸识别中.....		39
5.1	整体流程框架.....	39

5.2 按照脸型划分人脸库.....	40
5.2.1 计算并分析面型指数.....	40
5.2.2 根据面型指数划分人脸库.....	41
5.3 人脸识别方法.....	44
5.3.1 建立人脸空间.....	44
5.3.2 将训练样本和待测样本投影到人脸空间中.....	47
5.3.3 选择合适的距离函数进行分类.....	48
5.4 实验结果.....	49
5.4.1 提高识别速度.....	49
5.4.2 提高识别率.....	50
5.5 本章小结.....	50
第六章 总结与展望.....	51
6.1 全文总结.....	51
6.2 对未来研究方向的展望.....	51
参考文献.....	53
致 谢.....	57
在读期间发表的学术论文与取得的研究成果.....	59

插图目录

图 1.1 若干生物识别方式	2
图 2.1 人体头部五官比例示意图	7
图 2.2 素描美术中的脸型分类方法	8
图 2.3 人体观察学中的脸型分类方法	9
图 2.4 四种脸型的轮廓曲率线	10
图 2.5 理想的下颌模型	10
图 2.6 不同脸型的三维人脸深度图像	10
图 2.7 面部检测点及测量参数	12
图 2.8 实际中各个参数测量方法	12
图 3.1 人脸检测在人脸图像应用领域的作用	16
图 3.2 Haar 矩形特征	20
图 3.3 积分图	21
图 3.4 级联分类器	23
图 3.5 部分检测结果	24
图 4.1 可变形模板中眼睛和嘴巴的模型	29
图 4.2 训练图像及标记点	31
图 4.3 不同 bs 下的脸型形状	32
图 4.4 局部纹理模型图	32
图 4.5 ASM 搜索过程	33
图 4.6 不同 c 情况下的人脸表现	35
图 4.7 AAM 搜索大致流程	36
图 4.8 标定后的人脸图像	37
图 4.9 AAM 特征定位部分结果	38
图 5.1 整体工作流程	39
图 5.2 两个面型指数的直方图	41
图 5.3 面型指数分布及分类情况	43

图 5.4 按照不同的面型指数分类得到的脸型	43
图 5.5 CAS-Peal-R1 数据库中部分人脸图像.....	45
图 5.6 平均人脸图像	46
图 5.7 特征脸图像	47
图 5.8 投影至人脸空间	48

表格目录

表 1.1 大库识别中数据库规模对识别率和识别速度的影响	4
表 3.1 人脸检测实验结果	24
表 4.1 AAM 特征点定位结果.....	37
表 5.1 采用重叠分类后的脸型分类正确率比较 (%)	42
表 5.2 加入脸型分类后的人脸识别速度	49
表 5.3 加入脸型分类后的识别率 (%)	50

<http://www.ixueshu.com>

第一章 绪论

1.1 引言

进入 21 世纪,我们正在逐步迈入网络信息化时代。随着电子商务、电子政务、电子保安监控系统的发展,如何准确的进行身份坚定识别、保护信息安全,已成为现今亟需解决的关键问题。

传统的身份识别方法主要基于身份标识物品和身份标识知识(祝磊,2007),形象地说就是“主体所拥有的”(something they have)和“主体所知道的”(something they know)。其中,身份标识物品主要指磁卡、钥匙、身份证等,身份标识知识主要是指密码、口令等。在一些对安全性要求更为严格的系统中,这两种鉴别方法往往被结合起来,例如自动取款机(ATM)上要求用户同时提供银行卡和密码。但是,随着网络与通信技术的飞速发展和人类物理与虚拟活动空间的不断扩大,这两种方法所提供的保证越来越有限,并且其缺点非常明显:前者容易丢失或伪造,而后者容易遗忘。更为严重的是,这些身份识别方法往往无法区分标身份标识物的真正拥有者和取得标志物冒充者,一旦冒充者获得标识物品,就可以拥有相同的权力,从而使真正拥有者的利益受到威胁,造成个人隐私及财务的损失。

基于上述缺点,人们希望可以找到一种更加可靠的身份识别方法,希望这种方法不需要记忆,且不易丢失、伪造。由于人体的身体特征具有不可复制且难以伪造的特点,人们便把目光转向生物识别技术。生物识别技术利用人体自身特征,如人脸、虹膜、指纹、声音、签名等进行识别,它不会像密码一样容易忘记,并且也不需要像磁卡身份证一样随身携带,不易丢失。因此,基于生物特征的身份识别迅速成为了成为模式识别、人工智能和计算机视觉的研究热点之一,它为方便、快捷、准确的进行身份识别带来了可能。

1.2 生物识别技术

生物识别技术(Frischholz and Dieckmann 2000)主要是指通过人体生物特征进行身份认证的一种技术。人体生物特征是指可以测量或可自动识别和验证的生理特性或行为方式,分为身体特征和行为特征两种方式:其中,身体特征包括指纹、掌型、视网膜、虹膜、人体气味、脸型、甚至血管、DNA、骨骼等;行为特征则包括签名、语音、行走步态等。在这里,被选用识别的生物特征通常具有

唯一性（与他人不同）、稳定性、方便性（便于测量）、准确性（不易仿造、窃取）等特点。图 1.1 给出了若干生物识别方式。

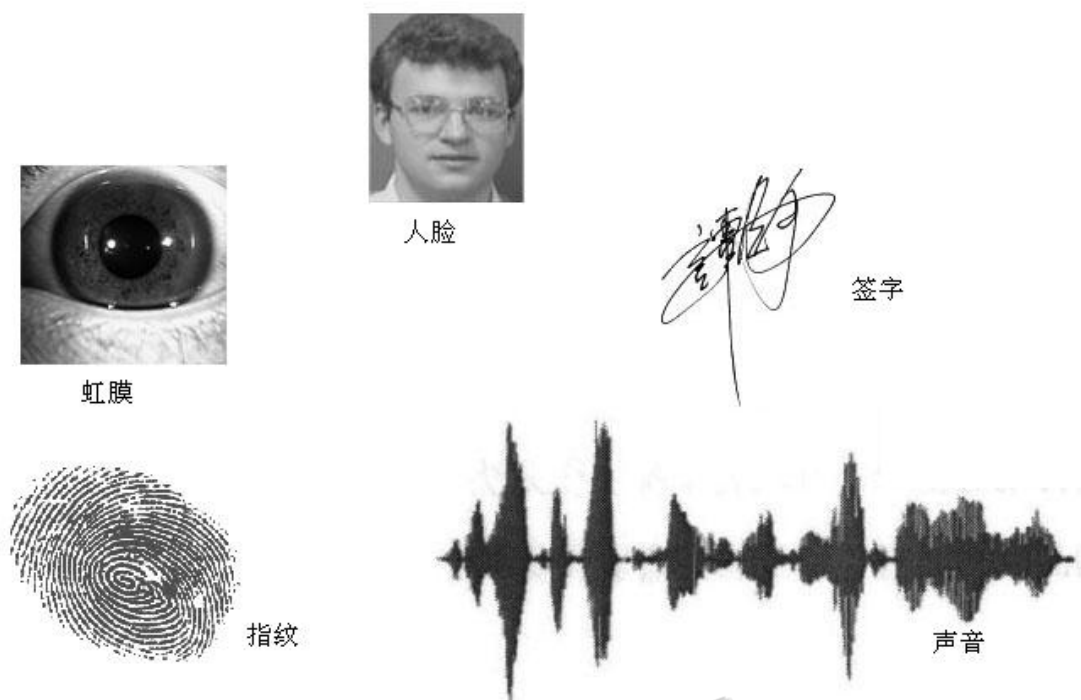


图 1.1 若干生物识别方式

在进行生物识别时，生物识别系统通过某些方法获取这些生物特征，将其转化成数字信息，进一步将这些代码组成特征模板，并与已存在数据库中的特征模板进行比对，利用匹配算法验证并识别个人身份。

1.3 人脸识别技术

1.3.1 人脸识别的研究意义

人脸识别技术就是通过计算机提取人脸的特征，并根据这些特征进行身份验证的一种技术。作为生物特征的一种，人脸具有不易伪造、不会遗失、变化小、随身携带等优点，它所具有的唯一性和难以复制性为身份鉴别提供了必要的前提。

与其它较成熟的生物识别方法，如指纹、虹膜、DNA 等相比，人脸图像更易获取，人脸识别系统也更加直接、友好。在人脸识别过程中，用户无任何的心理障碍，特别是在非接触环境和不打扰被检测人的情况下，人脸识别的优越性远远超过其它识别技术。因此，基于人脸的生物识别技术迅速成为模式识别及人工智能领域的研究热点，其作用突出表现在巨大的应用前景和对相关学科的促进

(山世光 2004) 上:

1) 巨大的应用前景

近些年来, 人脸识别广泛应用于档案管理、刑侦破案、安全验证系统、信用卡验证、医学、档案管理、视频会议、人机交互系统、证件核对、保安监视、门禁控制及至自动柜员机(ATM)等多种场合。在国家安全领域, 人脸识别为有效的监控及罪犯查找提供了有力的帮助, 尤其在 9.11 事件之后, 世界各国都深刻体会到了身份验证的重要性, 加大了对公共场合监控及身份鉴定技术研究的投入。在档案管理领域, 由于近些年来同时随着社会发展, 世界人口流动量、流动速度及流动区域日益加剧, 人脸识别在流动人口管理和统计领域也起到重要作用(何坤, 2006)。

2) 对相关学科的促进

人脸识别研究涉及心理学、生理学、人工智能、模式识别、计算机视觉、图像分析与处理等多个科学领域(山世光, 2004), 它的深入研究可以极大的促进这些科学的成熟和发展。作为模式识别领域的经典研究方向, 如何在光照噪声干扰严重的情况下提取人脸特征, 研究出有成效的分类方法, 是目前非常具有挑战性的问题之一; 作为计算机视觉的一个问题, 如何从二维人脸恢复出三维人脸并将其应用到三维人脸识别也是目前研究的一个新兴方向。

1.3.2 人脸识别的发展

人类从事人脸识别技术研究已有 40 年多的历史, 最早的关于人脸识别方面的论文可以追溯到 1965 年 Chan 和 Bledsoe 在 Panoramic Research Inc.发表的技术报告(Chan and Bledsoe 1965)。近年来, 人脸识别研究得到了诸多研究人员的青睐, 涌现出了诸多技术方法, 其研究方法也从早期的需要手工干预、识别方法少、识别率低逐步发展到今天的自动化程度较高、识别方法丰富、识别率较高的阶段。尤其是 1990 年以来, 人脸识别更是得到了飞速的发展, 许多知名的大学和 IT 公司都有研究组在从事相关研究。

目前最好的人脸识别系统在环境光照条件相对一致、对象姿态及遮挡物影响较小的情况下已经能够达到令人满意的效果。对 1000 人左右的数据库, 最好的识别系统正确率可以达到 90% 以上。然而, 在更大规模人脸库、摄像环境不可控、对象不配合的情况下, 人脸识别系统性能下降也非常快, 人脸识别算法还远未成熟。

总的来说, 目前非理想成像条件下(尤其是光照和姿态变化较大)、对象不配合、大规模数据库上的人脸识别问题逐渐成为研究的热点问题。本文主要研究大规模数据库上的人脸识别问题。

1.3.3 大库人脸识别方法所遇到的瓶颈

随着近年来存储介质的不断增大,自动化档案管理、电子监控等技术的不断发展,人脸数据库规模逐渐增大,人脸识别的识别率和识别速度受到不同程度的影响。对当前已有的人脸识别系统的研究表明,随着数据库的增大,查询一幅图像的时间呈线性增长,人脸识别系统的识别率也下降的很快,这极大影响了在大规模数据库的情况下人脸识别的效果。

表 1.1 大库识别中数据库规模对识别率和识别速度的影响

图片数目	20,000	10,000	5,000	2,500	1,200
识别率 (%)	41.33	45.93	49.21	54.52	63.14
识别速度 (s)	4.30	2.16	1.10	0.58	0.31

表 1 列出了对不同规模数据库测试得到的识别率和识别速度。可以看到,随着数据库的增大,识别率和识别速度呈直线下降,当图片数量达到 20000 张时,识别率低至 41%,而识别速度更是达到 4s 多。因此,如何提高海量数据库中人脸识别的识别率和识别速度,是人脸识别进一步发展中亟待解决的问题。

1.3.4 解决办法

受到众多分类系统中粗匹配思想的启示,我们可以将人脸数据库“分集”组织,通过某种分类准则将大库划分为小库。在识别过程中,首先依照此准则对人脸进行预分类,从而将后续识别限定在一个较小的数据库中,然后再在相应的小库中进行识别。这个方法一方面提高了识别率,另一方面也大大提高了识别速度。

脸型是人脸中最为直接的一个特征,我国传统审美对人面部的形状特别重视,早在古代,就有针对不同脸型做出的分类,并对脸型赋予了人格的内容。现代关于脸型分类的方法更是非常多,美容学,医学,生物学等都有不同的对脸型的分类方法。并且,脸型信息较为稳定,且分类方法简单,因此,本文将脸型作为人脸识别中预分类的一个标准,在识别过程中首先对人脸进行分类,同时将数据库按照脸型分为不同的子库,从而实现了“分集”识别。

1.4 国内外关于脸型分类的研究现状

现有的将脸型分类用于大库人脸识别的研究并不多,已有的研究主要是利用脸部及下颌轮廓线的曲率特征。文献(凌旭峰 等, 1999)提出基于人脸轮廓线曲率特征进行分类及识别的方法,将人脸分为圆脸、椭圆脸、方脸、三角脸及其他脸型五类。文献(王俊艳 等, 2004)提出基于下颌轮廓线进行分类方法,将

下颌轮廓分为尖下巴，圆下巴和平下巴。在此基础上，文献（王俊艳 等，2005）又对上述方法进行了改进，对其进行两类划分，并在大规模数据库上进行了测试，达到了更好的效果。

由于曲率的几何特征明显，具有位移和旋转不变性，这两种方法获得了较为良好的分类效果。但是，这两种方法只利用了脸部下颌轮廓的曲率特征，浪费了脸部其它有用信息，分类类别较少。并且，由于脸部的轮廓线为曲率变化，没有明显的聚类中心，分类标准难以确定，分类方法也较为模糊。

1.5 论文主要工作及结构安排

本文在参考国内外脸型分类方法的基础上，研究分析了脸型分类中需要解决的一系列问题，并将其应用到大库人脸识别中，主要工作如下：

本章是绪论部分，主要介绍了生物识别及人脸识别的研究意义，指出人脸识别在数据库规模较大情况下遇到的问题，并提出了基于脸型分类的解决办法。

第二章研究了各种脸型分类方法，从而确定脸型分类的准则。

第三章通过比较各种人脸检测技术，选用最优的方法对人脸进行检测。

第四章对多种主流面部特征点定位算法进行了比较，选择最合适的算法，并根据该算法对人脸库进行标定、训练及测试。

第五章在上述基础上计算得到相应面型指数，对人脸库进行分类，并将脸型分类运用到大库人脸识别系统中，检验其对识别速度和识别率的改善。

第六章总结并评价了本课题的研究成果，并对未来的研究方向进行展望。

<http://www.ixueshu.com>

第二章 脸型分类

2.1 人的脸型分析

脸型，顾名思义，就是指面部轮廓的形状。脸的上半部是由上颌骨、颧骨、颞骨、额骨和顶骨构成的圆弧形结构，下半部则取决于下颌骨的形态。这些都是影响脸型的重要因素，而颌骨在整个脸型中起着尤其重要的作用，是决定脸型的基础结构。

中国传统审美对人面部的形状分布特别重视，在中国古代的画论中就有“三庭五眼”的说法，说的是人的面部正面的纵向和横向的比例关系。“三庭”是指人脸纵向分为三等分，即额发际缘至眉线为一庭，从眉线到鼻底为一庭，鼻底至颏部为一庭。“五眼”是指将面部横向分为五等分，以一个眼长为一等分，即两眼之间的距离为一个眼的距离，从外眼角垂线到外耳孔垂线之间为一个眼的距离，整个面部横向分为五个眼的距离。凡按照“三庭五眼”的比例画出的人物脸型都较为匀称，理想的瓜子脸就符合这一比例。图 2.1 是脸部满足这一比例的图像表示。

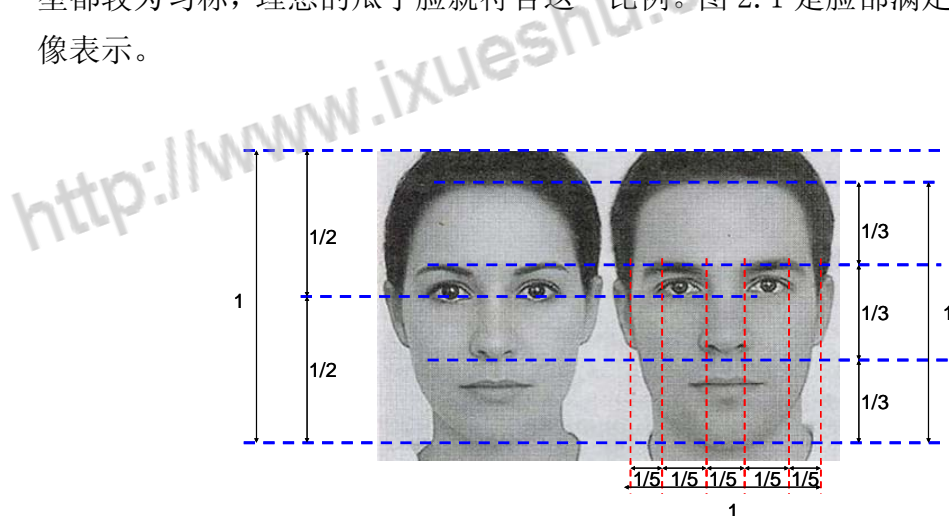


图 2.1 人体头部五官比例示意图

2.2 几种脸型分类方法

但实际上，世界上几乎没有两个人的人脸是完全一样的，不仅如此，仅仅是人脸的大致形状也有很大的差别。早在我国古代，就有针对不同脸型做出的分类，

并对脸型赋予了人格的内容。现代关于脸型分类的方法更是非常多，美容学，医学，生物学等都有不同的对脸型的分类方法。下面给出几种对正面人脸进行分类的方法。

2.2.1 素描美术学中的脸型分类方法

图 2.2 是文献（路密士，1985）中给出的对脸型的分类方法，从图中可以看到，此方法给出了一些常见的脸型，其中宽广形人脸与细长形人脸、肥厚型脸与尖鄂型脸、头顶高者与头顶低者的脸型差别非常明显。然而，由于素描美术更注重绘画者的主观感受，使得分类方法过于感性，缺乏严格的分类标准。另外，分类中加入了头的部分，不属于人脸识别的范畴，增加了额外的信息。

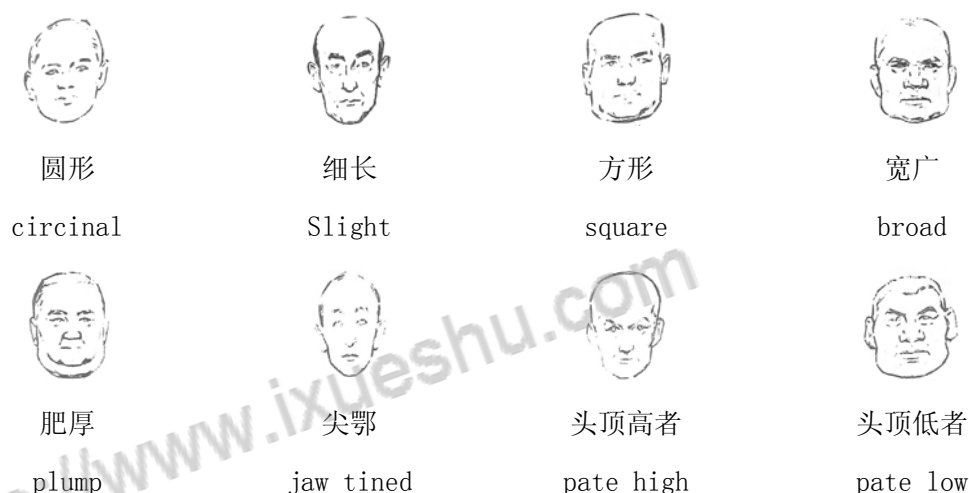


图 2.2 素描美术中的脸型分类方法

2.2.2 人体观察学中的脸型分类方法

在文献（吴汝康 等，1984）中，蒲西（Poch）根据观察将脸型大致分为如下 10 种：椭圆形、卵圆形、倒卵圆形、圆形、方型、长方形、菱形、梯形、倒梯形、五角形。这 10 种脸型分别如图 2.3 所示。

从图中可以看到，该分类方法侧重于面部轮廓的分类。与图 2.1 中所示的方法相比，此分类方法较为合理，更符合大众的分类标准。但它仍然依赖于人眼的观察，没有具体的分类标准，且分类方法较为固定，在实际应用时难以操作。

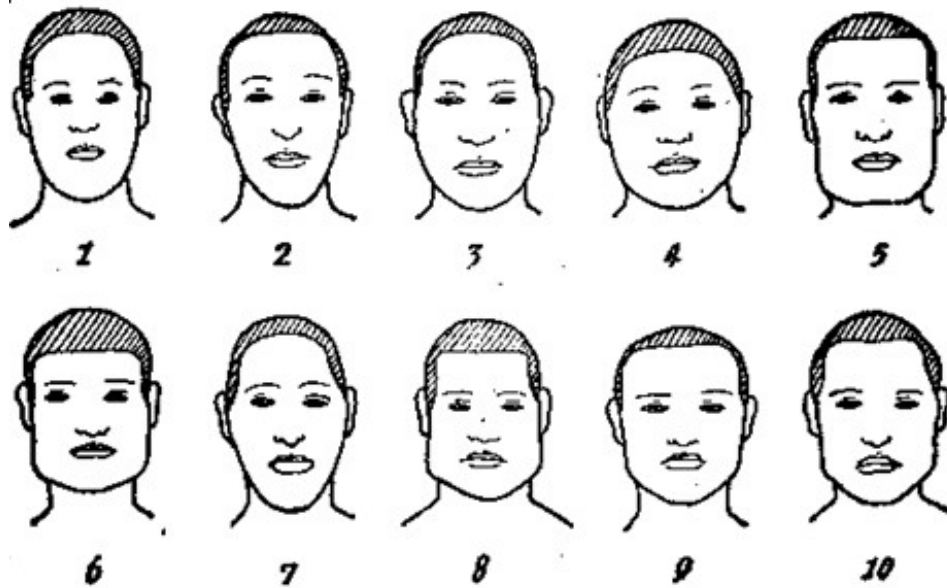


图 2.3 人体观察学中的脸型分类方法

2.2.3 模式识别中的脸型分类方法

模式识别中对脸型分类的研究并不多,已有的一些研究对上述方法进行了一定的量化,从而使得可以通过实地测量对脸型进行分类。

凌旭峰等人(1999)主要利用脸部及下颌轮廓线的曲率特征,通过 Sobel 算子提取出人脸下颌轮廓线,并对其曲率进行分析,比对标准的下颌模型曲率线,计算得到互相关函数值,将人脸分为圆脸、椭圆脸、方脸、三角脸、其它脸型五种类型。图 2.4 给出了其中前四种脸型的理想轮廓线及其曲率。

王俊艳等(2004)也是利用下颌轮廓线的曲率特征,通过先验知识的办法提取出下颌点,然后采用曲线拟合的办法得到拟合后的下颌轮廓线,再将其与理想下颌模型进行匹配,得到分类结果。在文中,作者将理想的下颌模型定义为三种:圆下巴、尖下巴、平下巴,如图 2.5 所示。

在上面的基础上,王俊艳等(2005)又对分类方法进行了改进。考虑到下颌曲线是渐变的,不具有明确类别,作者将下颌空间分为与待识别下颌图像的人脸同类和不同类两部分,并将该方法与人脸识别方法进行级联,从而提高了人脸识别率和识别速度。

可以看到,上述分类方法只利用了下颌轮廓的曲率特征,浪费了脸部其它有用信息,分类类别较少,分类方法也较为模糊。并且,该方法难以正确提取完整的下颌轮廓线,且拟合方法较为繁琐,在操作中还是存在的问题。

文献(刘伟锋,2007)中将脸型分类用于人脸表情识别研究中,作者通过对三维人脸数据做深度投影,得到了如图 2.6 所示的圆型、长方型、宽广型三种基

本脸型。该分类方法结合了三维人脸数据，更加符合人脸的分布特征，但分类时
要靠观察，并未提出严格的分类标准。

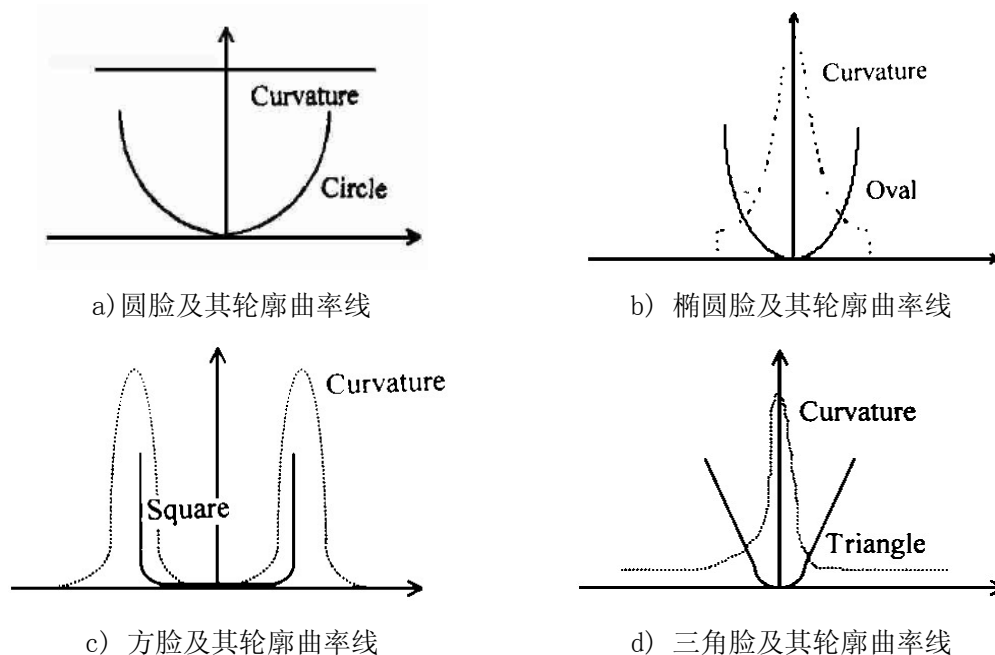


图 2.4 四种脸型的轮廓曲率线

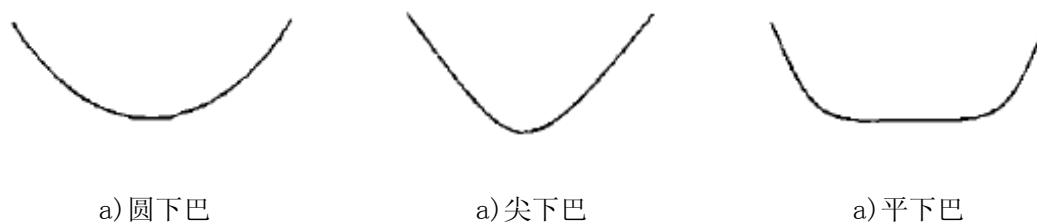


图 2.5 理想的下颌模型

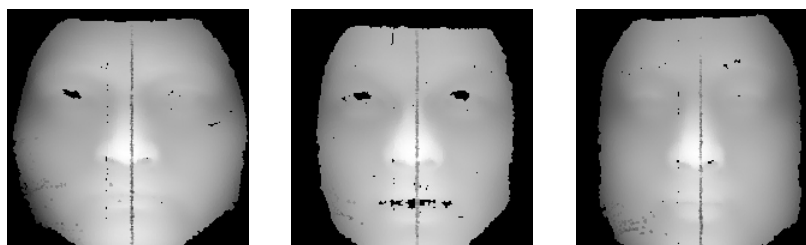


图 2.6 不同脸型的三维人脸深度图像

2.2.4 人体测量学的脸型分类方法

人体测量学(anthropometry)是人类学的一门分支学科,它通过测量相应数据,运用统计学方法对人体特征进行数量分析,探讨人体的类型、特征、变异和发展规律,从而为国防、工业、医疗卫生、体育部门等提供参考数据。

基于人体测量学的脸型分类方法将前述分类标准进行量化,采用更加准确方法对脸型进行分类。它通过相应工具测量出人脸的参数,计算得到面型指数并由此分类。分类时可参照已有标准,也可根据具体情况自由划分。由于该方法简单易用,被广泛用于人类学,医学,临床美容等领域中,取得了不错的效果。

文献(邵象清, 1985)中给出了多种通用的分类指数,包括头宽高指数、容貌面指数,形态面指数、容貌上面指数、形态上面指数、颧下颌宽指数等。对应这些指数,书中还给出了相应的分类表。

在上述指数中,形态面指数最为常见,它通过测量鼻根点和下巴下端点之间的距离作为形态面高,左右颧骨点之间的距离作为面宽,得到相应的比值即为形态面指数。通过形态面指数一般可将脸型划分为超狭面型、狭面型、中面型、阔面型、超阔面型五种。

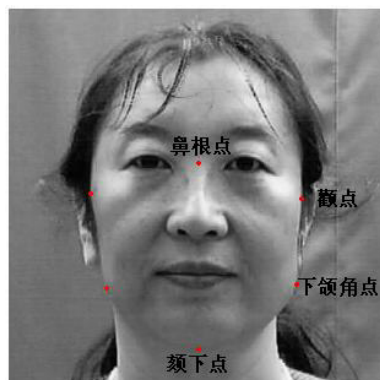
在文献(陈熙 等, 2007)中,作者采用形态面指数和颧下颌宽指数来分析面部比例及这些值在不同人群中的分布情况,并对其进行分类。结果表明男女面型存在一定差距,其中男性以中等面型为主偏狭面些,女性以中面型为主偏阔面些。

在文献(陈小平 等, 1998)中,颌面指数被作为为分类标准。由于颌面指数主要用来区分下巴的长短及宽窄,作者根据该指数将人脸分为椭圆脸、方形脸和尖形脸,从而用于美容学中面型满意度的相关分析。

2.3 本文所采用的分类方法

本文以人体测量学的分类方法为基础,选取形态面指数和颧下颌宽指数这两个面型指数来作为脸型分类的参考。需要检测的测点包括鼻根点,左右颧点,左右下颌角点及颏下点,进而得到面宽,下颌间宽,形态面高这三个测量参数,图 2.7 分别给出了各个检测点及测量参数。

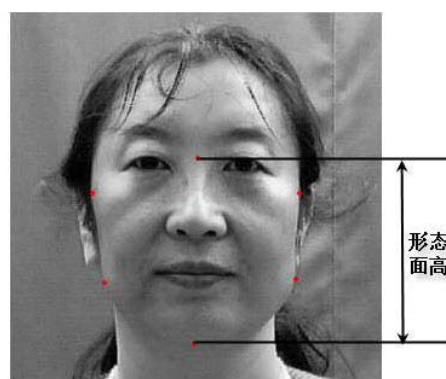
在实际应用中,人脸可能会发生各个角度的旋转,此时若采用上述测量方法会产生一定程度的误差。为了避免人脸在图像平面内的旋转,通常采用两点间的欧式距离取代图 2.7 中的水平距离或垂直距离,实际计算方法如图 2.8 所示。



a) 各个检测点

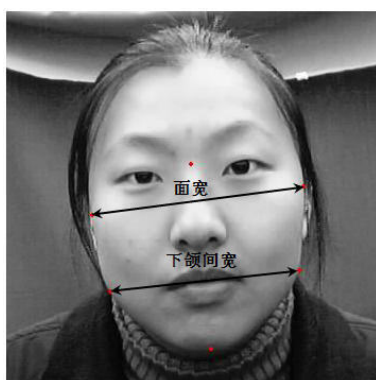


b) 下颌面宽和面宽

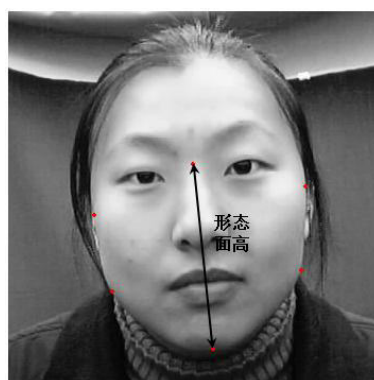


c) 形态面高

图 2.7 面部检测点及测量参数



a) 下颌面宽和面宽



b) 形态面高

图 2.8 实际中各个参数测量方法

得到上述面型参数后，形态面指数和颏下颌宽指数可由下式得到，

$$\text{形态面指数} = \frac{\text{形态面高}}{\text{面宽}} \times 100\% \quad (2.1)$$

$$\text{颧下颌宽指数} = \frac{\text{下颌间宽}}{\text{面宽}} \times 100\% \quad (2.2)$$

由式（2.1）和（2.2）可以看到，两个指数均为比值，这点很好的避免了由于人脸大小差别所引起的计算误差，省去了人脸归一化的过程。

其中，形态面指数用来区别大致脸型特征，指数越大，面部以瘦长为主，反之宽短；而颧下颌宽指数用来区分面部轮廓走向，可以按照值的大小分为方下巴，椭圆下巴，尖下巴等几种。在实际脸型分类中，可以根据具体情况自由调节分类的数目和标准。

2.4 本章小结

本章主要研究了几种常用的脸型分类方法，包括：素描美术学中的脸型分类方法、人体观察学中的脸型分类方法、模式识别中已有的脸型分类方法和人体测量学中的脸型分类方法。

在对上述分类方法进行比较后，本章选择基于人体测量学的脸型分类方法，选取形态面指数和颧下颌宽指数这两个参数，并给出了相应测量点和参数的测量方法。

第三章 人脸检测

如图 2.6 和 2.4 所示, 进行脸型分类的第一步是要得到相应的测量参数, 而为了取得这些参数, 需要对脸部的特征点进行定位提取。我们知道, 流行的面部特征提取算法 (如 ASM, AAM) 对人脸的初始位置非常敏感, 因此, 在进行特征定位之前, 需要首先对人脸进行检测, 确定大致位置。本章讨论常用的人脸检测方法, 并从中选取最为合适的用于本文的脸型分类系统。

3.1 人脸检测简介

目标检测是模式识别与人脸识别领域的热点问题, 它在商业、安全、交通以及军事等领域都有着非常重要的作用, 目前国内外有很多研究机构都在从事相关方向的研究。

人脸检测是目标检测问题中的一个重要研究方向, 它是指在输入图像中判断是否存在人脸并确定所有人脸的位置和大小的过程。如果存在, 则返回人脸的位置、大小和姿态 (Yang and Kriegman 2002)。

早期的人脸识别算法是建立在已经得到正面人脸的基础下进行的, 但是随着人脸识别技术的不断发展, 这种假设不再能够满足实际应用, 于是人脸检测开始应用于人脸识别中, 为人脸识别提供初期的定位跟踪。此时, 人脸检测还主要集中在人脸识别领域。在这之后, 随着科技的进一步发展, 人脸检测开始作为独立的研究内容发展起来, 其应用背景已经远远超出了人脸识别的范畴, 在基于内容的检索、数字视频处理、媒体资产管理、视频传输监控等许多方面有着重要的应用价值。

人脸检测在人脸图像应用领域的作用可用图 3.1 表示, 从图中我们可以看到, 检测结果的好坏直接影响到系统的性能, 对人脸检测的要求主要包括检测准确性和检测速度。

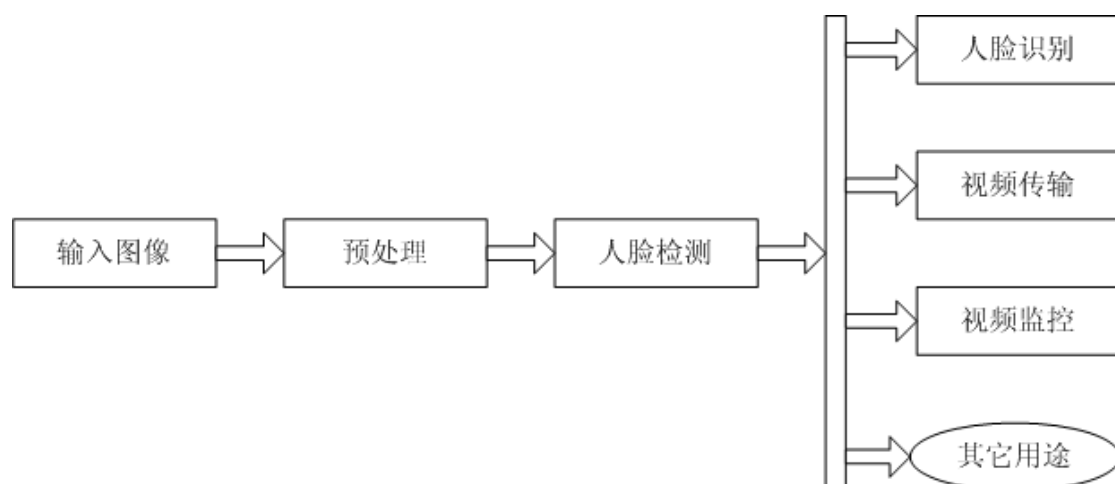


图 3.1 人脸检测在人脸图像应用领域的作用

人脸检测技术最早可以追溯到 20 世纪 70 年代，当时主要采用的是一些启发式的知识及有关人体测量的技术。这些技术通常都要依赖于大量的假设条件，如简单的背景，人脸正对镜头等。在这些早期的系统中，当图像采集的环境发生变化时，系统就需要做相应调整，甚至需要重新设计系统，鲁棒性非常差。因为上述问题的困扰，人脸检测的研究一直处于止步状态。

直到 20 世纪 90 年代，随着人脸识别系统和视频解码的出现，人脸检测的研究才得到了新的发展。利用运动、颜色和综合信息等鲁棒特征的方法被提出，同时，变形模板，弹性曲线、主成分提取等在特征提取方面的许多进展使得人脸特征的定位变得更为准确。

3.2 人脸检测的主要技术方法

归纳起来，从一幅图像中检测人脸的方法可以分为如下四类，但是也有很多检测方法是如下四种策略的组合（Yang and Kriegman 2002）：

- 1) 基于知识的方法(Knowledge-based Methods)
- 2) 特征不变方法 (Feature Invariant Approaches)
- 3) 模板匹配方法(Template Matching Methods)
- 4) 基于外观的方法 (Appearance- based Methods)

下面详细介绍这四种方法。

3.2.1 基于知识的方法

基于知识的方法主要是基于人脸的先验知识。这种方法首先在输入图像中提取面部特征，通过面部特征之间的关系将典型的人脸形成规则库进行编码，从而

确定基于编码规则的人脸候选区域,进行人脸定位。特征之间的相互关系可以通过它们的相对距离和位置来描述,一般比较容易提出简单的规则来描述人脸特征和它们的相互关系,如在一幅图像中出现的人脸,通常具有互相对称的两只眼睛、一个鼻子和一张嘴。

Yang 和 Huang (1994) 提出分层的基于知识的人脸检测方法,他利用“从粗到精”的三级规则来检测人脸。在最高级,通过扫描输入图像的窗口和应用每个位置的规则集找到所有可能的人脸候选区。较高级的规则通常描述人脸的大体外形,而较低级的规则则与面部特征的细节有关。

姜军等人(2002)提出了一种基于知识的快速人脸检测方法。该方法采用符合人脸生理结构特征的人脸镶嵌图模型,在分析了足够多人脸图像样本基础上,针对人脸图像的灰度和边缘信息,建立了一种较为完备的知识库。为加快检测速度,该方法采用了多级检测步骤。实验结果表明,该方法实现简单,具有较强鲁棒性,能够较好解决复杂背景下的多个人脸的检测问题。

卢春雨等人(1999)对上述镶嵌图方法进行了改进,按照人脸器官的分布重新设计了基于器官的人脸分块策略,将人脸划分为 3×3 个矩形方块,在检测中自适应地调整每块的大小以提高对不同脸形的适应性。实验表明,这种方法适用于不同质量的图像,取得了较好的实验结果。

基于知识的方法的主要问题是很难把人脸的知识转化为一个明确定义的规则。如果规则定的过于详细、严格,则可能由于不能通过所有的规则使得检测失败;反之,如果规则过于概括,则会检测到过多的错误人脸。此外,这种方法当待检测人脸的拍摄条件(尤其是姿态)发生变化时,其规则往往不具有推广性。因此,基于知识的启发式人脸检测方法主要用于检测简单背景下的正面人脸。

3.2.2 基于特征的方法

基于特征的方法的目的是在姿态、视角或光照条件改变的情况下找到存在的结构特征,然后使用这些特征确定人脸。与基于知识的方法不同,基于特征的方法寻找的是人脸的不变特征,这些特征包括眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、发线、肤色、纹理等。然后,根据提取的特征,建立统计模型描述特征之间的关系并确定存在的人脸。

Leung 等人(1995)提出基于局部特征检测器、形状的统计模型和任意图匹配的人脸检测方法,并将此方法用于复杂场景中的人脸定位。该方法的目标是找到确定的面部特征的排列,并把典型的人脸用五个特征(两只眼睛、两个鼻孔和鼻子与嘴唇的连接处)来描述。

Han (1998) 提出了一种混乱背景下检测多个人脸的方法。该方法采用基于形态学的技术对眼部图像进行分割,进而实现人脸检测。

大多数系统通常是利用全局特征结合局部特征一起做人脸检测。最常使用的全局特征有肤色，尺寸以及形状，首先利用这些特征来检测人脸的候选区域，然后利用眼睛、鼻子、头发等局部特征来进一步验证候选区域。文献（Yang and Ahuja 1998）结合了结构、颜色和几何特征做人脸检测，文献（Kim et al. 1998）提出了利用深度信息和颜色特征结合进行人脸检测的方法，都取得了不错的效果。

基于几何特征的识别方法符合人类识别人脸的机理，易于理解，且对每幅图像只需存储一个特征矢量，存储量小，对光照变化不太敏感。

然而，在实际使用中该方法也存在一定的问题：

- 1) 从图像中提取稳定的特征比较困难，特别是存在遮挡时；
- 2) 当光照、噪声和遮挡等使图像特征被严重地破坏，人脸的特征边界被弱化；
- 3) 当存在强烈的表情变化和姿态变化时，人脸某些特征会发生变化，检测的鲁棒性较差；
- 4) 一般几何特征只描述了部件的基本形状与结构关系，忽略了局部细微特征，造成部分信息丢失。

3.2.3 模板匹配方法

模板匹配方法通过利用手工定义或者参数模型定义的人脸模型，来描述整个人脸和面部特征，并在检测时通过计算输入图像和存储的模式间的相互关系用于人脸检测。一般可分为固定模板和可变形模板两种。

3.2.3.1 固定模板

在固定模板匹配方法中，人脸标准模板由人工来定义。对于输入图像，分别计算标准模板中的脸部轮廓、眼睛、鼻子等的相关值，由相关程度来决定人脸的存在。

Sakai 等人（1969）使用眼睛、鼻子、嘴和人脸轮廓等子模板建模，来检测照片中的正面人脸。其中每一个子模板按照线分割定义。在检测时通过计算子图像和轮廓模板之间的关系去定位人脸候选区域。

Craw 等人（1992）提出了基于正面人脸形状模板（即人脸外形）的定位方法。首先利用人脸轮廓模板寻找候选的人脸位置，在细节的判断上采用了一组 40 个模板，并且利用了一些控制策略得到最后的检测结果。

Miao（1999）提出基于重心模板匹配的人脸检测方法，利用该方法可以检测到较大幅度倾斜的人脸图像。在该方法中，人脸模板由六个人脸组分产生的边缘组成，包括眉毛、眼睛、鼻根和嘴。在检测中，首先使用 Laplace 算子形成多分辨率图像层次和提取边缘，最后应用启发式方法确定人脸的存在。该方法适用于

图像中含有单个人脸的情况。

方星春等人(2004)直接利用人脸轮廓生成椭圆模板,并融合了区域信息来对人脸进行检测。

固定模板方法的特点是实现起来比较简单,但它在很多场合并不适用,因为简单的模板不能适应尺寸、姿态及形状的变化。因而实际应用中多数采用多分辨率、多尺度、多子模板实现模板匹配,以增加适应性和准确性。

3.2.3.2 可变形模板

可变形模板法(山世光 等, 2001)可以说是几何特征方法的改进,其基本思想是:设计参数可调的模型,即可变形模板,同时定义能量函数,通过调整模型参数使得能量函数最小化,此时的模型参数即为对象的几何特征。

文献(Kwon and Vitoria Lobo 1994)给出了利用活动轮廓模型(snake, ACM)和模板做人脸检测的方法。

文献(Cootes and Taylor 1996)采用形状统计模型来检测人脸。文中首先使用特征检测子来定位候选特征,然后利用基于形状和方向的统计模型来检测存在上述联合特征的最佳对象,即为目标人脸。该人脸检测可用于活动形状模型(Active Shape Model, ASM)中初始位置的确定。

可变形模板方法存在两个问题,一是能量函数中各种代价的初始加权系数只能由经验确定,难以推广;二是能量函数的调整优化过程十分耗时,难以实际应用。

3.2.4 基于外观的方法

基于外观的方法是从训练图像集中进行学习从而获得模型,并将这些模型用于人脸检测的方法。与模板匹配方法相比,基于外观的方法多了学习,即训练的过程。

在基于模板的方法中,模板通常是通过先验知识定义的,而在基于外观的方法中,所使用的模板是从图像样本中学习得到,它通常使用一些统计分析以及机器学习的方法来找到人脸与非人脸的特征。同时,为了提高检测的效率,降维也是一个重要的操作环节。

基于外观的方法主要有:特征脸(Turk and Pentland 1991)、神经网络(梁路宏,艾海舟,徐光佑 2001)、支持向量机(SVM)(Kim 2002)、联合概率模型、隐马尔可夫模型(HMM)(李十进,杨静宇 2001)、Boosting(Freund 1995)等方法。

在上述各种方法中,Boosting方法有效的组合弱分类器成为一个较强的分类器,因而具有适应性强,精度高的特点,在近十年中被广泛应用于处理各类模式

识别问题。1995 年 Freund 和 Schapire 在 Boosting 算法的基础上提出了效率较高的 AdaBoost 算法 (Freund and Schapire 1997)，它有效地解决了早期 Boosting 算法在实际应用中的困难，使得 Boosting 方法有效的应用到实际问题中。

3.3 基于 AdaBoost 的人脸检测方法

AdaBoost 即 Adaptive Boost 的简称，是由 Boosting 方法演变而来的。2001 年 Paul Viola 和 Michael Jones 提出了一种基于 Haar 特征的 Adaboost 算法 (Viola and Jones 2001)，它采用级联策略，从人脸图像的 Harr 特征中选择出最有效的特征，同时基于选择的特征训练出强分类器，并将其用于人脸检测。该算法是目前正确率最高的人脸检测方法之一，并且在速度上远远快于几乎所有其它算法，已经达到实时效果，因此成为了研究的热点。基于 AdaBoost 的人脸检测方法主要包括特征选取及计算、AdaBoost 算法、级联分类器三部分，下面对其详细介绍。

3.3.1 特征选取及特征值计算

在基于 AdaBoost 的人脸检测方法中，我们使用特征代替单纯的每个像素的灰度值，这样做的原因之一是增大类间差异，减小类内差异，从而使得分类更加简单。同时，基于特征的检测器速度也更快。

Haar 特征是 Viola 等提出的一种简单矩形特征，因类似于 Haar 小波而得名。在 Haar 特征中定义了若干黑白相间的矩形，其志表示为黑色矩形和白色矩形在图像子窗口中对应的区域的灰度级总和之差，它反映了图像边缘等局部的灰度变化。Viola 等用到的 Haar 特征共有三类，如图 3.2 所示。

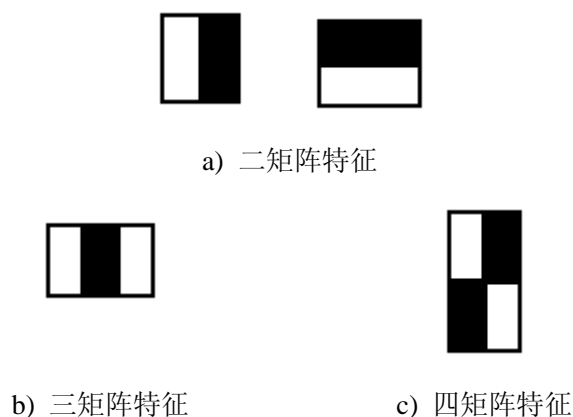


图 3.2 Haar 矩形特征

在图 3.2 中，双矩形特征定义为图中相邻两个矩形内像素颜色之和的差，三矩形特征定义为两边的两个矩形减去中间的矩形中像素的颜色值之和，四矩形特征定义为对角线上矩形内像素颜色之和的差。通过改变尺寸，可以得到一系列 Haar 特征。

为了能够更快的计算 Haar 特征，Viola 引入了积分图（Integral image）的概念。积分图中任意一点 x, y 的值被定义为其左上方所有像素值的和：

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (3.1)$$

在上式中 $ii(x, y)$ 表示积分图像， $i(x', y')$ 表示原图像。 $ii(x, y)$ 可用下式迭代得到：

$$\begin{aligned} s(x, y) &= s(x, y-1) + i(x, y) \\ ii(x, y) &= ii(x-1, y) + s(x, y) \end{aligned} \quad (3.2)$$

其中 $s(x, y)$ 为对列的累加，且定义 $s(x, -1) = 0$, $ii(-1, y) = 0$ 。可以看到，对积分图的计算只需遍历一次原图像，计算开销很小。

得到积分图后，Haar 特征的计算变的更加容易，每个矩形的像素和可以通过积分图像中几点的差和得到。在积分图 3.3 中，点 1 的值为矩形 A 中所有像素的灰度和，点 2 的值为矩形 A+B 中像素的灰度和，点 3 为 A+C，点 4 为 A+B+C+D。于是矩形区域 D 的像素和可表示为点所围成的点 1, 2, 3, 4 的差和： $ii(4) + ii(1) - (ii(2) + ii(3))$ 。这样大大简化了计算过程，任意特征的计算只需要在初始阶段遍历一次图像即可。

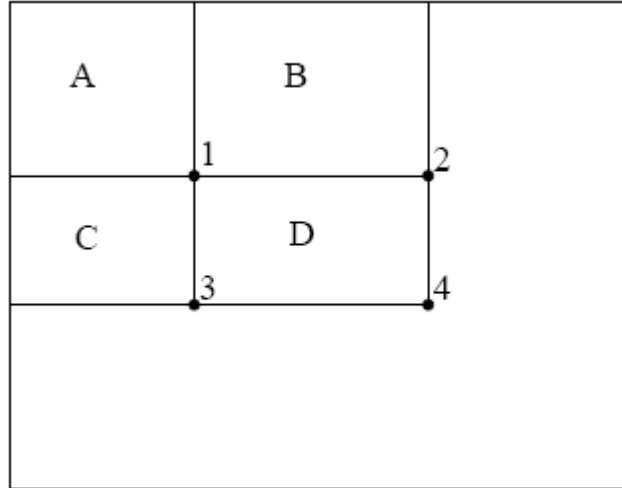


图 3.3 积分图

3.3.2 AdaBoost 算法

AdaBoost 算法的基本思想是利用大量分类能力一般的弱分类器通过一定方法经过学习叠加起来，构成一个分类能力很强的强分类器，其关键就是如何提高

性能优良的分类器的权值，同时降低性能差的分类器的权值。理论证明，只要每个弱分类器分类能力比随机猜测好，那么当简单分类器的个数趋向于无穷时，强分类器的错误率将趋于零。

令每一个弱分类器仅与一个特征相关，对于一个与特征 $f_j(x)$ 相关的弱分类器 $h_j(x)$ 可表示为：

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.3)$$

其中 θ_j 为阈值， p_j 表示不等式的方向。

具体的训练流程如下：

1) 给定一组训练样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ ，其中 x_i 为样本图像， $y_i = 0, 1$ 分别表示样本图像为非人脸或人脸，称为负样本和正样本。

2) 初始化正负样本的权值 $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ ， m 和 l 分别对应于当 $y_i = 0, 1$ 时的负样本和正样本个数。

3) 对于 $t = 1, \dots, T$ ：

① 归一化权值， $w_{t,i} = \frac{w_{1,i}}{\sum_{j=1}^n w_{1,j}}$ ，这样 w_t 满足概率分布。

② 对每一个特征训练出分类器 h_j 。计算相对于当前权值 w_t 的误差

$$\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|。$$

③ 在备选弱分类器中选出具有最小误差 ε_t 的分类器 h_t 。

④ 更新权值 $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$ ，其中当 x_i 被正确分类时， $e_i = 0$ ，反之

$$e_i = 1，且 \beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t}。$$

4) 最终得到的强分类器如下：

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

其中 $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 。

从上面算法的迭代流程可以看出，AdaBoost 算法的核心思想是：每一次迭代

过程在当前的概率分布上找到一个具有最小错误率的弱分类器，然后调整概率分布，增大当前弱分类器分类错误的样本的概率值，降低当前弱分类器分类正确的样本的概率值，以突出分类错误的样本，使下一次迭代更加针对本次的不正确分类，即针对更“难”的样本，使得那些被错分的样本得到进一步重视，最终选取最具有分类意义的 t 个弱分类器根据权值 α ，合成一个强分类器。

3.3.3 级联分类器

级联分类器的特殊结构源自人脸检测时遇到的实际问题，其目的是尽可能在前面的层拒绝尽可能多的非人脸。整个结构由多个强分类器组合而成，它的每一层都是由 AdaBoost 算法学习得到的强分类器，可以将该层叠结构看作一个退化的决策树。第一层分类器得到的正确结果触发第二层分类器，而第二层得到的正确结果将触发第三层分类器，以此类推。相反，从任一层得到的被否定了的结果都会导致对这个子窗口的检测立即停止。

通过在训练中调整每层分类器的阈值，可以对负样本检测的错误率达到最小（几乎接近 0），这样大多数非人脸都不能通过，靠近级联分类器后端的层就可以拒绝几乎所有的非人脸。其整个过程如图 3.4 所示。

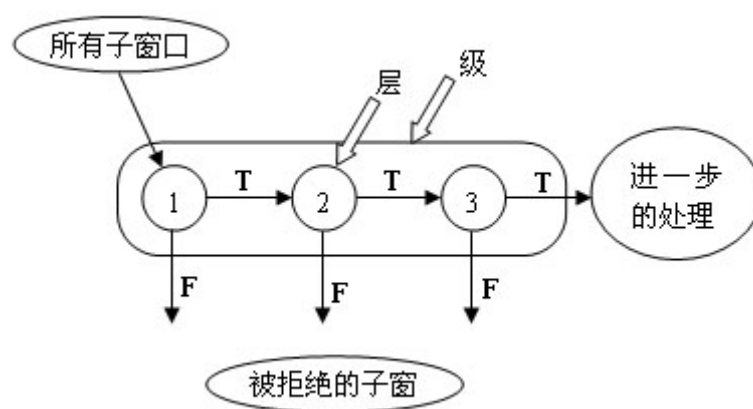


图 3.4 级联分类器

级联后的分类器计算速度比较快。这是由于前面的层使用的矩形特征数很少，计算起来非常快。越往后通过的候选匹配图像越少，尽管由于矩形特征增多，单个匹配图像的计算时间加长，但是由于实际检测时，输入图像中对应着的人脸的匹配窗口非常少，所以真正引起所有层都计算的窗口数目非常少，从而提高了运算速度。

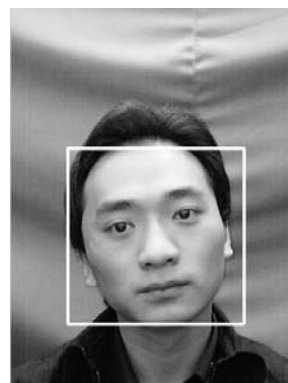
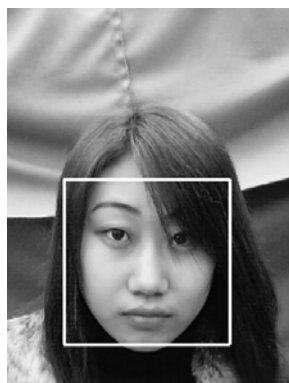
3.4 人脸检测实验结果

本文选择基于 AdaBoost 的人脸检测方法对人脸进行定位。在实验中，我们选取大量灰度图片（每张图片中为正面单个人脸）作为待测人脸库，选用 OpenCV 中人脸检测的代码。该程序支持多个人脸的检测，根据需要，我们选择程序检测到的第一个人脸作为目标人脸。

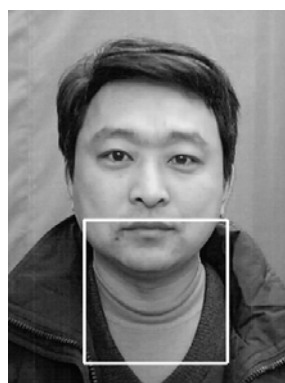
具体结果如表 3.1。可以看到，由于数据库图片较为规范，未受到光照姿态等影响，因此检测结果非常理想。对于面部有遮挡及人脸倾斜时，仍然能够成功检测。图 3.5 给出了部分检测成功和失败的结果。

表 3.1 人脸检测实验结果

总图片数	检测成功图片数	检测失败图片数	正确率
1035	1032	3	99.7%



a) 检测成功结果



b) 检测失败结果

图 3.5 部分检测结果

3.5 本章小结

本章主要讨论并研究了人脸检测的方法，从而为后续脸部特征点定位服务，使其准确率更高。

归纳起来，人脸检测方法主要分为基于知识的方法、基于特征的方法、基于匹配的方法和基于外观的方法。在基于外观方法中，基于 AdaBoost 的人脸检测方法由于其计算速度快、正确率高而成为目前最流行的人脸检测方法之一。

在本章最后，我们将基于 AdaBoost 的人脸检测方法用于人脸数据库，通过训练及测试，得到了非常满意的正确率。

第四章 人脸特征点定位

由图 2.7 可知，进行正确脸型分类的关键是正确提取脸部特征点。然而，由于人脸部灰度分布复杂，加之人脸模式的多样（如胡须、发型、眼镜、化妆等）及图像获取过程的不确定性（如光照的强度、光源方向等），使得正确提取人脸特征变的非常复杂。本章将着重讨论人脸面部特征点定位方法，并选取合适的算法用于图 2.7 中检测点的提取。

4.1 人脸面部特征点定位简介

所谓的人脸面部特征点定位，就是通过计算机在一幅人脸图像中自动地定位出人脸各个器官的准确位置，其中包括眼睛、鼻子、嘴巴、下巴、耳朵以及人脸外轮廓等位置。

虽然人类可以从一幅人脸图像中很轻松地分辨出面部特征点的准确位置，但对于计算机来讲却并非一件易事。人脸具有复杂的三维表面结构，因而其形成的二维图像变化也非常大。尤其对于不同的姿态、表情，及光照情况下，得到的二维图像的差别非常明显。因此，准确的对面部特征进行定位是一个非常具有挑战性的课题。

面部特征定位为人脸图像的处理与分析提供了重要的几何信息，特征定位的准确与否直接关系到后续应用的可靠性。该方向的研究在人脸识别、人脸姿态表情分析、人脸合成、及基于模型的人脸图像编码中有着重要的应用。归纳起来有如下几个方面：

- 1) 为人脸识别提供几何特征等基础信息。
- 2) 利用人脸面部特征定位的结果进行人脸姿态表情分析。
- 3) 实现人脸图像的自动跟踪或为人脸自动跟踪提供初始位置。
- 4) 应用于基于模型的人脸图像编码。
- 5) 利用人脸面部特征定位的结果，来进行人脸合成及人脸动画的研究。

4.2 人脸特征点定位主要技术及分类

近些年，国内外学者提出了许多种脸部特征定位方法，主流的人脸特征定位技术基本上可以归结为三类，即：基于先验规则、基于几何特征、基于模型。下

面详细介绍这三类。

4.2.1 基于先验规则的方法

先验规则是关于脸部特征及分布的经验描述。人脸图像有一些明显基本特征，如：脸部区域通常包括双眼、嘴巴和鼻子等脸部特征，其颜色一般比周边区域略深；双眼大致对称，嘴巴、鼻子分布在对称轴上等。为了利用这些基本特征进行脸部特征定位，一般要先对输入图像作图像增强等变换，使要使用的特征得到强化，而后根据规则从图中筛选出候选点或候选区域。

典型的基于先验规则的方法如灰度积分投影方法（Gu et al. 2004），该方法主要利用人脸不同区域灰度分布不同的特性来对脸部特征进行定位。一般情况下由于眉毛、眼睛、鼻孔等器官位置处的灰度值比肤色区域的灰度值小，因而在人脸轮廓内进行水平投影的话，这些器官所在行的投影值就会相对较小，即在投影图中就对应着局部极小值，即谷值。该方法由于直接利用灰度的变化来分析，因而对于光照的变化非常敏感，其鲁棒性受到限制。

4.2.2 基于几何特征的方法

人脸由眼睛、鼻子、嘴巴、下颌等部分构成，正是由于这些部分的形状、大小和结构上的各种差异才使得世界上每个人脸千差万别。因此，对这些部分的形状和结构关系的几何描述可以作为人脸特征定位时的重要依据。基于几何形状信息的人脸特征定位方法包括弹性图匹配方法（Elastic Graph Matching）、可变形模板（Deformable Template）和 Snake 方法。

4.2.2.1 弹性图匹配方法

弹性图匹配（Lades et al. 1993; Wiskott et al. 1997）是面部特征定位技术中的一个重要算法，该算法将人脸面部关键特征点的属性及它们之间的位置关系通过一个属性图进行描述，并通过 Gabor 特征对关键特征点的局部纹理进行建模。尽管弹性图匹配可以达到较高的定位精度，但速度较慢，不太适用于实时特征定位系统。

4.2.2.2 可变形模板

可变形模板的主要思想是根据待检测人脸特征的先验的形状信息，定义一个由参数描述的形状模型，该模型的参数反映了对应特征形状的可变部分，如位置、大小、角度等，它们最终通过模型与图像的边缘、灰度的峰值、谷值及分布特征动态匹配来修正。

在文献（Yuille et al. 1992）中，作者提出使用参数化的可变形模板来定位眼

睛和嘴巴。如图 4.1 所示，在眼睛的模型中，作者用圆逼近虹膜与眼白的交界处，用两条相对的抛物线逼近上下眼睑，并定义了一个能量函数作为匹配度评价函数。实验表明该方法可以较好地检测出相应的特征形状，且无需训练。

可变形模板很好的利用了特征区域的全局信息，因此可以较好地检测出相应的特征形状。但它也存在很多缺点：模板的初始位置对于定位结果有很大的影响，能量函数优化收敛过程缓慢，耗时长，能量函数中的初始参数需要根据经验设定，难以保证最优，因此在实际应用中存在很大问题。

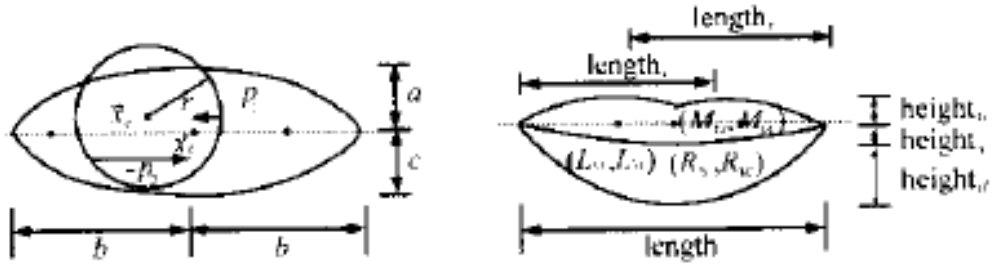


图 4.1 可变形模板中眼睛和嘴巴的模型

4.2.2.3 Snake 方法

在可变形模板的基础上，Kass 等人于 1987 年提出了称为 Snake 的主动轮廓线模型（Active Contour Model）（Kass et al. 1988），它主要用于边界检测和图像分割，也可用于脸部特征的定位（Huang and Chen 1992; Wu et al. 1996）。

一条 Snake 就是一条由假想弹性物质组成、可变形的曲线或轮廓线，可以用数学表示式描述为 $r(s) = (x(s), y(s))$ ， $s \in [0,1]$ 。它用一个能量函数作为匹配度的评价函数，定义为：

$$E_{\text{snake}} = E_{\text{int}}(r(s)) + E_{\text{ext}}(r(s)) \quad (4.1)$$

其中 E_{int} 和 E_{ext} 分别为内部和外部能量函数，这条 Snake 受到两种假想力——外力和内力——的作用，内力使 Snake 保持光滑，而外力则令 Snake 向特征目标发生形变。Snake 形变的过程，就是其能量的降低过程，当内外能量达到平衡时即得到目标对象的边界。于是，此时的目标解 r^* 就是使得 Snake 能量最低的解，即式 4.1 达到最小值。

SNAKE 方法提取的边界依赖于初始曲线及参数，且运算量很大，容易受初始位置的影响，对非凸形状检测效果不佳，而且由于模型本身不包含目标对象的先验知识，因而当存在局部形变、噪音和遮挡等干扰时容易出错。

4.2.3 基于模型的方法

基于模型的方法则有主动形状模型（ASM, Active Shape Model）和主动表观

模型（AAM, Active Appearance Model）等，是近年来流行的一种对象形状提取算法，其核心思想是在某种局部点模型匹配的基础上，利用统计模型对待测人脸的形状进行约束，从而转化为一个优化的问题，并期望最终收敛到实际的人脸形状上去。

4.2.3.1 主动形状模型（ASM）

主动形状模型最初是由 T. F. Cootes 于 1995 年提出的（Cootes et al. 1995; Cootes, et al. 1993），它在思想上类似于 Snakes 算法，即定义一个能量函数，通过调整模型参数使能量函数最小化。与 Snake 方法相比，ASM 的优点在于通过对数据集的训练过程对参数进行调节并加以限制，从而将形状的改变限制在一个合理的范围内。

主动形状模型的建立需要一组标有特征点（Landmark）的图像作为训练集，从而对这些图像中共有物体的形状和局部灰度建模。ASM 算法中特征点定位的过程其实就是搜索的过程，通过不断调节形状参数使能量函数的值达到最小，从而达到最优化。利用 ASM 算法进行人脸特征定位共包括三步：点分布模型(PDM)的建立、局部纹理模型的建立和搜索匹配（张志伟，2007），下面详细的介绍这三个过程。

1. 统计形状模型的建立

为了建立统计形状模型，需要给出一个标定了面部关键特征点的学习集合。在由 m 幅人脸图像组成的训练样本中，每幅图像都用手工的方式标有 N 个二维特征点 $\{x_i, y_i\}, i \in 1, \dots, N$ ，如图 4.2 所示。这 N 个特征点组成形状向量 $s_i = (x_i^1, y_i^1, \dots, x_i^N, y_i^N)$ ，所有 m 幅人脸图像组成学习集合 $L = \{(l_i, s_i) | i = 1, \dots, m\}$ 。



图 4.2 训练图像及标记点

统计形状模型的建立其实也就是对训练集进行统计分析的过程, 由于训练集中的物体可能在大小, 方向等方面存在差异, 因此在进行分析之前必须先将训练集中的物体对齐到同一坐标下。对齐后的特征集合为 $L = \{s_i | i = 1, \dots, m\}$, 对这些对齐后的形状做主成分分析 (Principle Component Analysis), 过程如下:

1) 计算校准后的形状矢量的协方差矩阵:

$$\Sigma_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})(s_i - \bar{s})^T \quad (4.2)$$

2) 通过下式计算协方差的特征值 $\Lambda_s(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$

$$\Sigma_s \Phi_s = \Sigma_s \Lambda_s \quad (4.3)$$

3) 取相应特征向量并正定化, 记 $P_s = (p_1, p_1, \dots, p_t)$

因为与较大的特征向量 λ_i 对应的特征向量 p_i 表达较重要的形状模型的变化, 这样任何形状 s 都可以由前 t 个特征向量表示, 即得到统计形状模型如下:

$$s \approx \bar{s} + P_s b_s \quad (4.4)$$

其中, \bar{s} 为平均形状, $b_s = (b_1, b_1, \dots, b_t)$ 为形状参数, 是控制前 t 个模式的系数。 P_s 为主成分特征向量构成的变换矩阵, 通过对训练集的协方差矩阵的特征值分解得到, 主成分特征向量反映了形状变化的主要模式。

公式 (4.4) 可以直观解释为: 任意形状都可近似表示为对平均形状的“变形”, 而且这种“变形”是通过形状参数 b_s 中每个分量与其对应的形状变化模式中的分量进行加权和来建模的。图 4.3 给出了在不同 b_s 的情况下不同的脸型形状。

图 4.3 不同 b_s 下的脸型形状

2. 局部纹理模型的建立

统计形状模型提供了一种使用平均形状去拟合、匹配新的形状的方法。在统计形状模型中,改变形状参数 b_s 可以在一定的范围内得到所需的形状。但是仅用统计形状模型对图像进行表述是不够的,还可以根据需求建立图像中 Landmark 附近的局部灰度模型,从而在统计形状模型和局部纹理模型二者的共同作用下才完成对新图像的特征定位。

ASM 就具有如上的特征,它除了对大致形状进行建模外,还针对每个标定点 (Landmark) 建立了局部纹理模型,以便在形状搜索时作为附加信息更新每个特征点的位置。

局部纹理模型是每个特征点在其某种邻域内的图像亮度分布模型,不同的算法中可以采用不同的邻域。Cootes 等人采用的是 Profile 邻域,定义为形状上特征点处法线方向上一定长度范围内的像素。然后对这些像素灰度的一阶导数进行采样,将其高斯分布建模作为局部纹理模型,具体如图 4.4 所示。

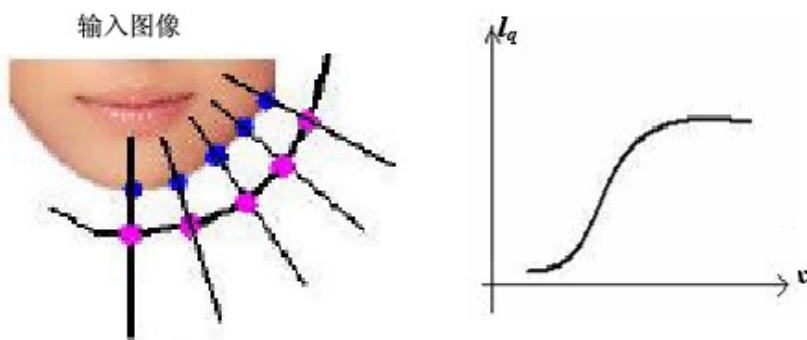


图 4.4 局部纹理模型图

局部纹理模型在训练阶段从学习集中统计得到,在模型适应阶段则用来进行 Landmark 位置的自动更新,也就是说,对 p 点 Profile 邻域内的每个候选点 q ,

都计算其局部纹理采样 l_q 与训练集中 p 点局部纹理之间的马氏距离：

$$f(l_q) = (l_q - \bar{l}_p)^T \sum_p^{-1} (l_q - \bar{l}_p) \quad (4.5)$$

其中, \bar{l}_p, \sum_p 分别为训练集中图像在 p 点出局部纹理的平均和协方差矩阵。

该距离最小的候选点 p^* 作为新的特征点（山世光，2004）。

3. 搜索匹配过程

基于上述统计形状模型和局部纹理模型, 给定一幅新的输入人脸图像 I , ASM 搜索并提取其中人脸形状的基本过程如下（山世光，2004），图 4.5 形象地图示了 ASM 的搜索过程。

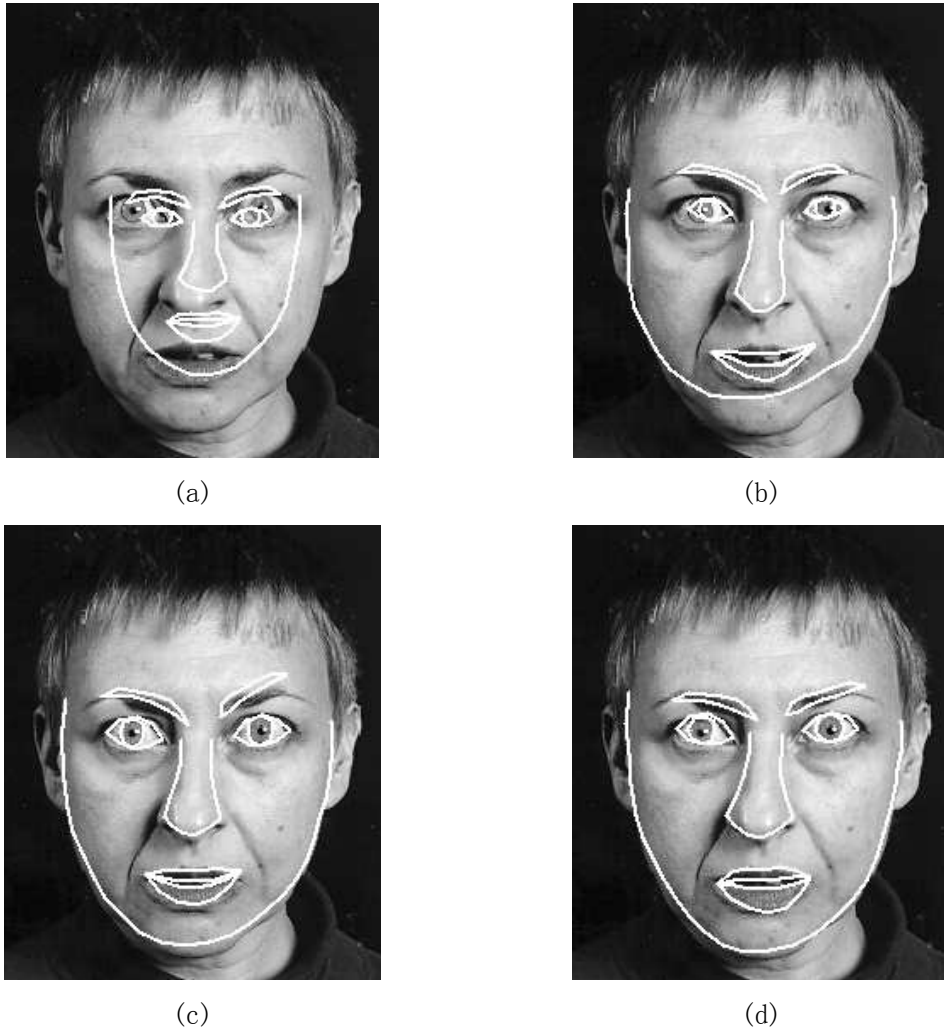


图 4.5 ASM 搜索过程

- 1) 令 $t=0$, 用平均形状作为初始化形状 s_t , 参见图 4.5(a)所示;
- 2) 对每个特征点, 对当前形状在该点处的 Profile 上的每个候选点, 计算公

式 (4.5) 给出的距离度量, 选择具有最小距离的那个点作为该特征点的新位置, 从而得到 s'_i , 参见图 4.5(b)所示;

3) 调整平移、旋转和尺度等相似变换参数以及形状参数 $(x_0, y_0, \tau, \theta, b_s)$, 使得 s'_i 与模型形状 $s'' = T^{-1}(\bar{s} + P_s b_s)$ 最佳匹配, 令 $s_{i+1} = T^{-1}(\bar{s} + P_s b_s)$, 参见图 4.5(c)所示。

4) 如果 s_i 与 s_{i+1} 之间差别小于某个阈值, 则宣布算法收敛, 结束搜索, 如图 4.5(d)所示; 否则转至步骤 (2)。

4.2.3.2 主动表观模型 (AAM)

在 ASM 的基础上, Cootes 等人进一步提出了 AAM 模型 (Cootes et al. 2001a; Cootes and Taylor 2001b), AAM 是在 ASM 的基础上扩展得来的, 它不仅考虑到了物体的形状信息 (Shape), 同时在此基础上加入了全局纹理信息 (Texture), 并将这两者结合起来, 即为表观 (Appearance)。由上述形状和纹理信息建模得到的模型称为表观模型, 它去除了形状和纹理之间的相关性, 可以准确地生成形状及纹理变化的目标图像。

与 AAM 相比, ASM 只使用了物体的形状信息及局部灰度信息, 因此对于灰度信息的利用并不充分, 鲁棒性并不强。而 AAM 不仅利用了形状信息, 也充分利用了纹理信息及其与形状信息之间的关系, 因而其鲁棒性更强。另一方面, AAM 可以利用形状和纹理信息拟合得到物体的图像, 这也是 ASM 所不具备的。已有的结果表明, 在人脸特征点定位方面, AAM 的效果确实比 ASM 要好。下面就以人脸特征点定位为例来描述 AAM 的原理。

1. 统计表观模型的建立

在 AAM 中, 人脸的表示形式由形状及纹理这两部分组成。那么, 统计表观模型的建立也需要分别建立统计形状模型和统计纹理模型。

对于统计形状模型, 其建立方法与 ASM 相同, 可参照式 (4.4)。

对于统计纹理模型, 在建立之前, 首先要将图像归一化, 即将图像进行变形, 使其特征点与平均模板中的特征点重合, 这时就可以得到一个与形状无关的 shape-free patch。然后, 我们将归一化后的图像存储于矢量 g 中, 并对所有的纹理模型进行主成分分析, 得到如下的统计纹理模型:

$$g = \bar{g} + P_g b_g \quad (4.6)$$

由式 (4.4) 和 (4.6) 分别得到形状和纹理模型后, 将这两个式子融合起来就可以得到统计表观模型。即: 将 b_s 和 b_g 串接起来得到新的表观特征向量 b :

$$b = \begin{pmatrix} w_s b_s \\ b_g \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

其中，对角阵 w_s 用来调整 b_s 和 b_g 二者之间量纲的不同。

对式 (4.7) 得到的 b 进行 PCA 主元分析，从而进一步消除形状和纹理之间的相关性，可以得到表观模型：

$$b \approx \bar{b} + Qc \quad (4.8)$$

其中， \bar{b} 为平均表观向量， Q 为表观主成分特征向量形成的变换矩阵， c 为控制表观变化的统计表观参数，图 4.6 给出了不同 c 情况下的人脸表观图像。



图 4.6 不同 c 情况下的人脸表观

这样，当给定表观模型参数 c 以及相应的向此变换参数 $\mathcal{G} = (x_0, y_0, \tau, \theta)$ 后，就可以合成人脸模型图像 I_m ，合成过程如下式所示：

$$I_m = T(\text{warp}^{-1}(s_m, g_m), \mathcal{G}) \quad (4.9)$$

其中， warp^{-1} 表示将平均形状下的模型纹理 g_m 变形为模型形状 s_m 的操作， T 表示参数为 \mathcal{G} 的相似变换， g_m 和 s_m 可分别通过下面两式计算得到：

$$s_m = \bar{s} + P_s b_s \quad (4.10)$$

$$g_m = \bar{g} + P_g b_g \quad (4.11)$$

其中，式 (4.10) 和 (4.11) 中的 b_s ， b_g ，可以通过下式计算得到：

$$b = (W_s b_s, b_g)^T = \bar{b} + Qc \quad (4.12)$$

2. AAM 搜索过程

对于待测人脸图像 I_m ，AAM 在对其进行特征定位前，先使用人脸检测等方法进行目标的粗略定位，得到当前的模型控制参数初始值 c_0 。然后，在搜索过程中对其进行优化，不断调整 c 使合成人脸的灰度与图像灰度达到最小值，以期最终达到模型表观与输入表观的最佳匹配。这个过程即为如下目标函数的优化过程：

$$\Delta = \|\delta_g\|^2 = \|g_s - g_m\|^2 = \min \quad (4.13)$$

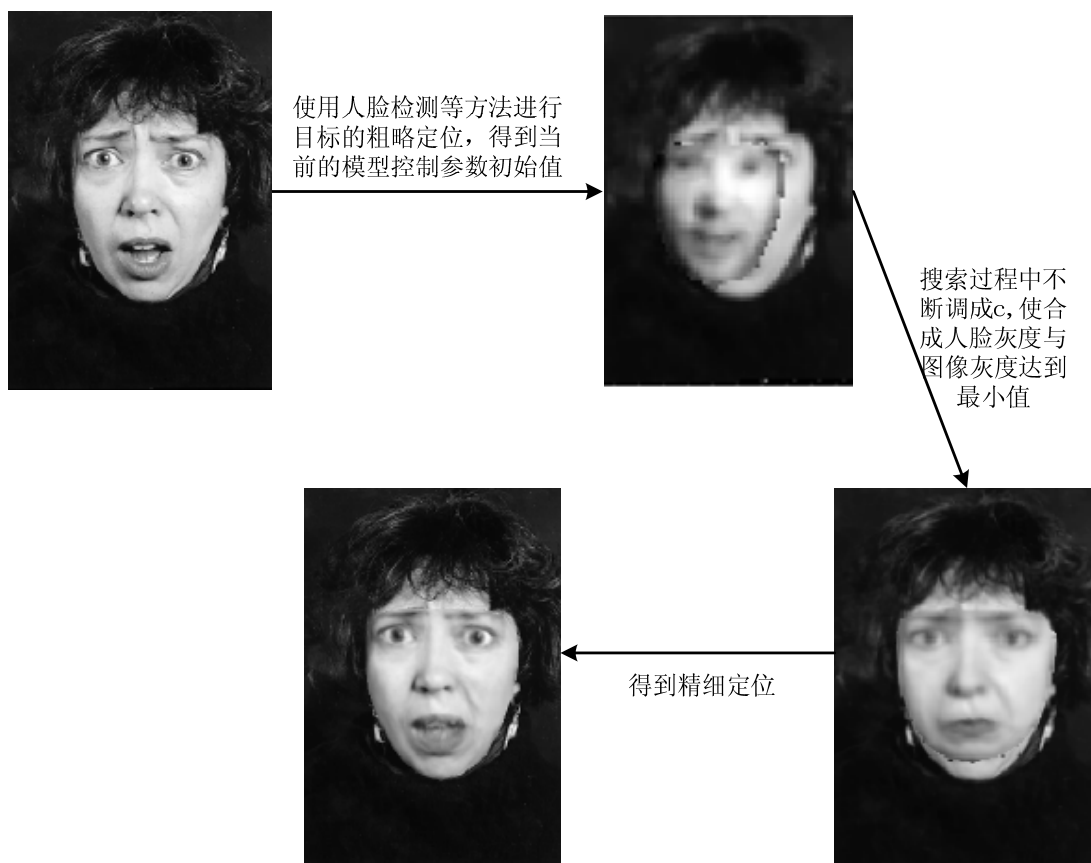


图 4.7 AAM 搜索大致流程

大致的 AAM 搜索流程如图 4.7 所示, 具体搜索过程如下 (山世光, 2007):

- 1) 初始化: 给定阈值 ξ , 令迭代次数 $t=0$, 模型参数初始化为 $c_t=0$;
- 2) 计算模型纹理和当前纹理之差: $\delta g = g_s - g_m$;
- 3) 利用线性回归模型预测参数变化: $\delta c = R_c \delta g$;
- 4) 尝试新的模型参数: $c'_t = c_t - k \delta c$, $k=1$;
- 5) 重新计算误差函数 $\delta g'$;
- 6) 比较 $\|\delta g\|, \|\delta g'\|$, 如果 $\|\delta g'\| < \|\delta g\|$, 则接收 c'_t 作为新的参数; 否则转第 4, 尝试 $k=1.5; 1.5; 0.25$ 等;
- 7) $t=t+1$, 如果 $\|\delta g'\| - \|\delta g\| < \xi$ 或者迭代次数 t 超过预定次数, 则退出, 否则转至 2。

4.3 采用 AAM 算法进行特征点提取

由上述研究可知, 活动形状模型 (ASM) 和主动表观模型 (AAM) 是当前最流行的人脸特征定位方法, AAM 被应用到诸如医学图象处理等领域, 相比 ASM, 它虽然速度较慢, 但可以更好的实现纹理的吻合, 这使得算法的准确率大为提高。

由于脸型分类的正确性很大程度依赖于脸部特征点定位的精确性，基于此，本文采用 AAM 方法来进行特征点的提取。

4.3.1 对人脸图像进行标定

为了建立本文中所需的 AAM 模型，需要对人脸图像进行标定并训练。由图 2.5 看到，我们所需要的特征点仅有 6 个，如果仅仅选取上述特征点进行标定训练，显然数据量偏少，不能得到较为具体的人脸模型。在这里为了使定位结果准确，需要增加部分特征点。参照部分标定数据库，我们选取 29 个标记点，主要分布位置为脸部外围轮廓线，嘴巴，眼睛及鼻子部位。标定后的人脸图像如图 4.8 所示，其中圈中的点是后续计算中需要的特征点。

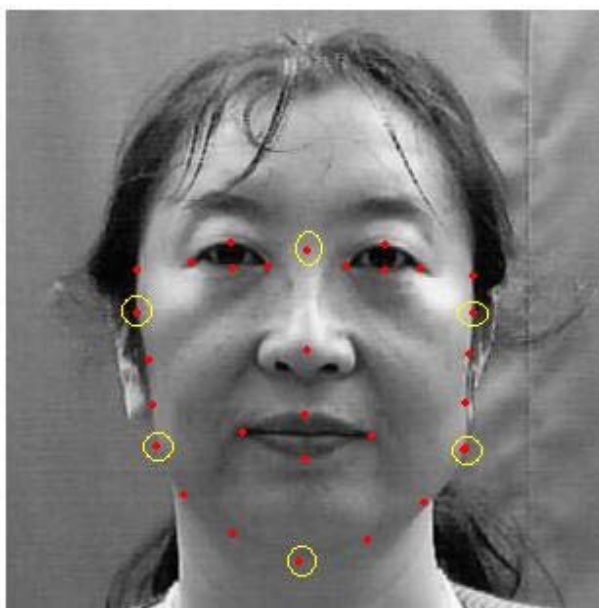


图 4.8 标定后的人脸图像

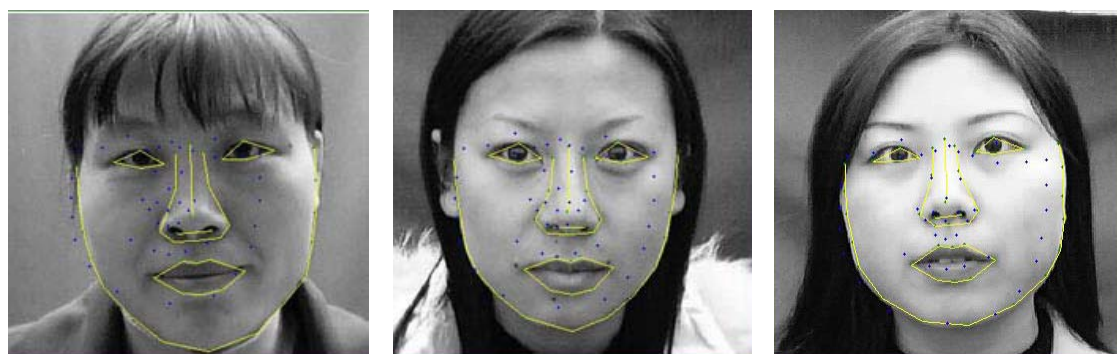
4.3.2 特征点定位实验结果

在成功检测人脸的基础上，我们就可以使用 AAM 算法对特征点进行精确定位。在本实验中，依次选取 40, 80, 100 张图片进行标定并训练，当训练图片达到 100 张时，模型建立较好，得到的测试结果令人满意，并且随着训练图片增多正确率保持在 90% 不再变化。因此，我们将基于 100 张训练图片得到的模型作为待测模型，得到详细的结果如表 2 所示。

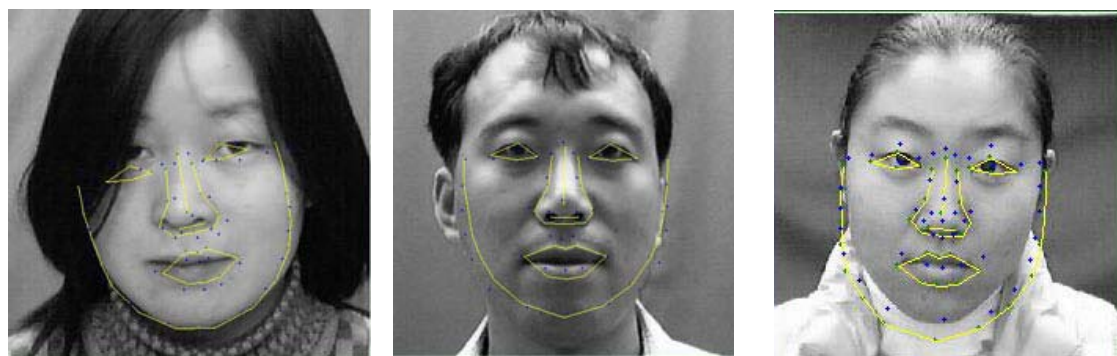
表 4.1 AAM 特征点定位结果

总图片数	训练图片数	测试图片数	匹配成功数	正确率
1000	100	900	811	90.1%

图 4.9 给出了部分匹配成功及失败的结果。可以看到，对于有头发遮挡，肤色较黑等情况，AAM 的定位情况并不好，这会使得后述分类结果出现严重错误。



a) 特征点定位成功的人脸



b) 特征点定位失败的人脸

图 4.9 AAM 特征定位部分结果

4.4 本章小结

本章分析并研究了几种常见的人脸特征点提取方法，包括 Snake，可变性模板，主动形状模型（ASM），主动表观模型（AAM）等方法。结合脸型分类对于特征点提取正确率的要求，本为选取 AAM 作为人脸特征点定位的方法。在此基础上，选取面部 29 个点对人脸图像标定，进而训练得到测试结果，结果表明当训练集图片达到 100 张以上时，AAM 的正确率达到 90% 以上。

第五章 将脸型分类用于人脸识别中

5.1 整体流程框架

在解决上述人脸检测及特征点定位问题后，我们可以对脸型进行分类，并将其应用到人脸识别中，从而解决大库人脸识别中识别速度和识别率较低的问题。

将脸型分类应用到人脸识别上的大致思路是“分集”识别，即在训练中根据人脸识别将大规模数据分为若干子库，在对待测人脸进行识别时首先对待测人脸进行脸型分类，从而将后续识别限定在一个较小的数据库中，然后再在相应的小库中进行识别。具体的工作流程如图 5.1 所示。

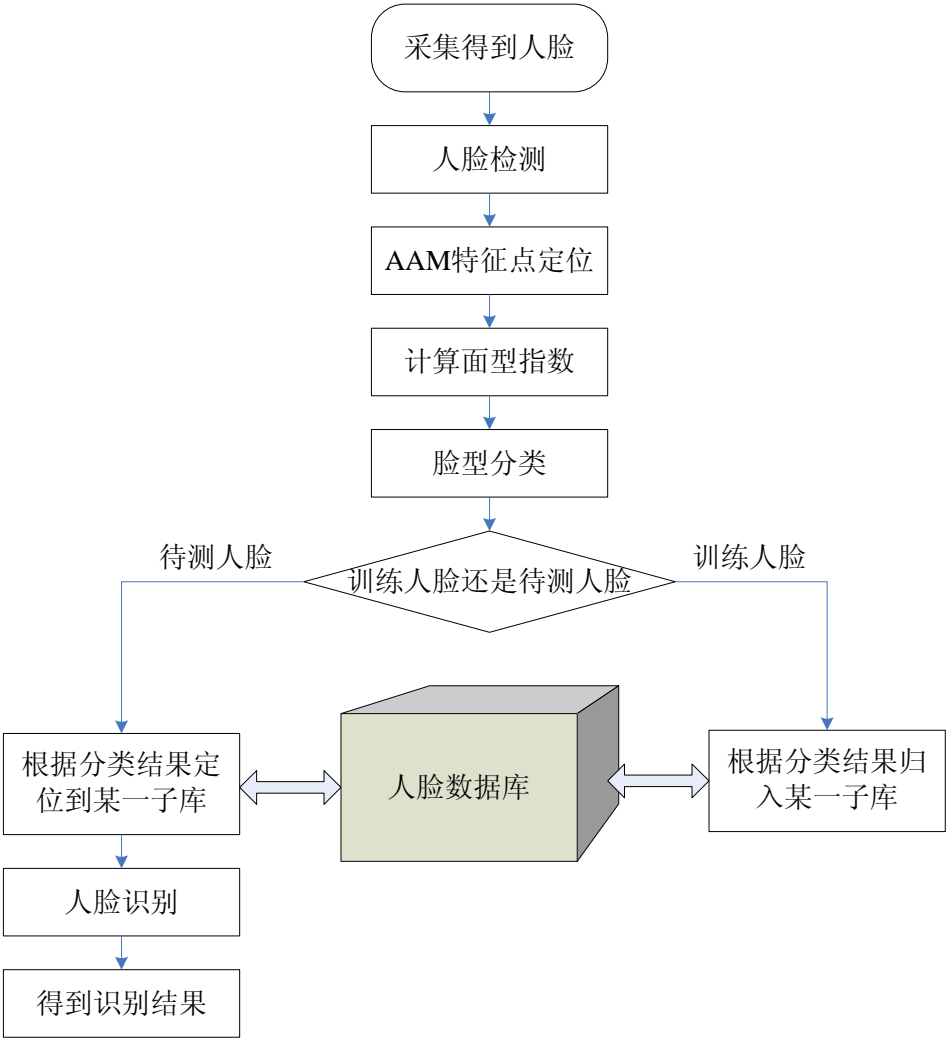


图 5.1 整体工作流程

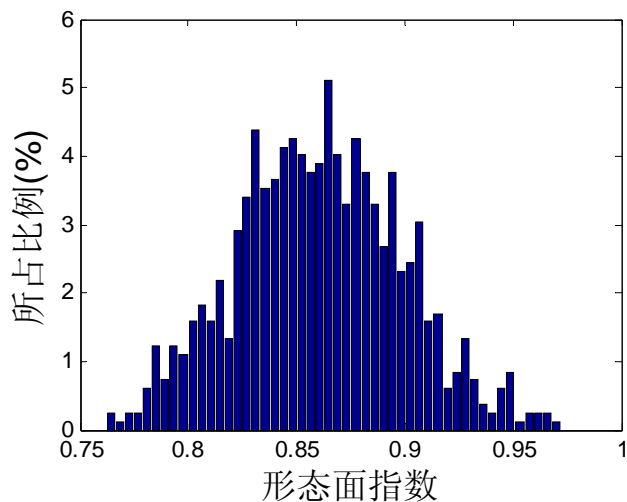
5.2 按照脸型划分人脸库

由上述工作流程可知,在对待测人脸进行识别前,首先应当针对脸型划分人脸数据库,将库划分为较小的子库。为了划分数据库,应该对数据库中所有人脸的面型指数进行计算并统计分析,从而根据实际情况进行划分。

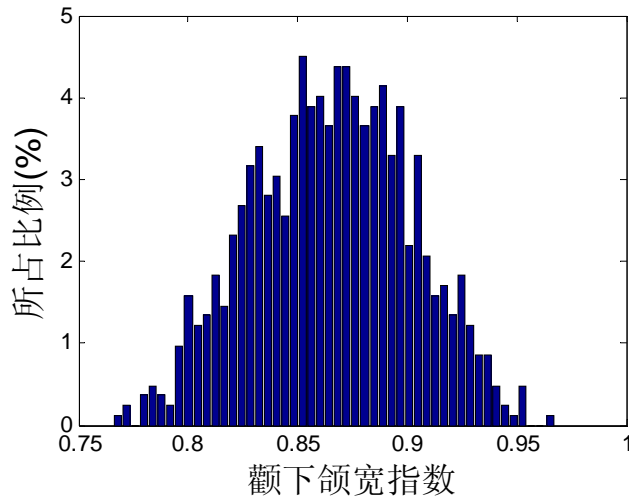
5.2.1 计算并分析脸型指数

在完成人脸检测及特征点定位后,可以根据第二章中图 2.8 给出的方法计算出下颌面宽、面宽及面高,然后根据式(2.1)及(2.2),可以得到形态面指数及颧下颌宽指数。

本文采用 CAS-PEAL-R1 数据库(Gao et al. 2008)来进行实验,这是中科院计算所创建的一个大规模中国人脸图像数据库,其中涵盖了 1040 个人共 30900 张图像。为了比较脸型分类对于识别率的提高,取其中 376 人正面 2222 张图片作为本次实验所用的数据库。对其中所有图片进行脸型指数计算后,我们对这两个参数进行统计分析,绘制出相应的直方图如图 5.2 所示。



a) 形态面指数



b) 颧下颌宽指数

图 5.2 两个面型指数的直方图

由图中可以看到,两种面型指数的分布呈正态分布,这是由于脸型是渐变的,符合自然分布的规律。但是,这种分布没有明显的分类中心,使得我们对脸型分类时存在一定困难,后面会针对这种情况给出一定的解决办法。

5.2.2 根据面型指数划分人脸库

5.2.2.1 脸型分类数目的讨论

我们知道,如果能够获得所有脸型的样本,那么就可以得到较为公正的分类标准,但是实际操作中,受人脸数据采集范围等各方面的影响,很难采集到所有脸型的样本。因此在基于脸型分类的人脸识别系统中脸型分类的数目具体选择多少是一个需要考虑的问题。因为脸型分类是对人脸识别进行预分类的过程,因此对分界面及分类个数的选择应当尽量结合相应的人脸识别过程进行。

由于人脸的不规则转动,光照等等因素,AAM 过程容易受到干扰,此时脸型分类过程中存在一定的错误率。当脸型分类数目越多,则脸型分类过程中错误率越高。与此同时,人脸库被分为了更多的子库,降低了后续人脸识别的查找规模,从而使得人脸识别过程速度更快,识别率更高;相反,当脸型分类数目较少时,分类错误率较低,后续人脸识别过程中库规模较大,识别率和识别速度的提高相对有限。

对比表 1.1 中不同规模数据库的识别率,可以看到,在图片数目为 600 张时识别率已经较为理想,通过实验及综合对比我们将该库分为四个子库,即根据形态面型指数和颌面指数将人脸库各分为两类。

5.2.2.2 划分人脸库

由图 5.2 知道, 面型指数的分布呈正态分布, 没有明显的分类界面, 且中央部分分布的脸型数目最多。此时, 面部特征点定位过程出现的一点点偏差都会导致分类结果错误。为了避免在分界点附近由于特征检测偏差而导致的分类错误, 我们可以考虑适当扩大这四个子库, 使得它们在分界点处有部分内容重合, 这样虽然多占用了部分空间, 但可以在一定程度上避免由脸型分类错误而导致的人脸识别结果出错。具体分类方法参见下面描述。

设 $x = (x_1, x_2)$ 为待分类人脸的面型指数, 其中 x_1 为形态面指数, x_2 为颧下颌宽指数, $\omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4)$ 为按照面型指数分类的四类, 则

$$x \begin{cases} \in \omega_1, & \text{若 } x_1 < c_1 + \delta_1 \text{ 且 } x_2 < c_2 + \delta_2, \\ \in \omega_2, & \text{若 } x_1 < c_1 + \delta_1 \text{ 且 } x_2 > c_2 - \delta_2 \\ \in \omega_3, & \text{若 } x_1 > c_1 - \delta_1 \text{ 且 } x_2 < c_2 + \delta_2 \\ \in \omega_4, & \text{若 } x_1 > c_1 - \delta_1 \text{ 且 } x_2 > c_2 - \delta_2 \end{cases} \quad \delta_1, \delta_2 > 0 \quad (5.1)$$

其中 c_1, c_2 分别为根据直方图得到的形态面指数和颧下颌宽指数的分界面, δ_1, δ_2 为相应的偏移。偏移越大, 则四个子库在分界面处的重合部分越大, 此时分类结果的错误率也更小, 相反偏移越小, 所占用的多余空间也越小, 对分类错误率的降低也越不明显。实际应用中对这四个值的选取应当通过反复实验以得到最佳值。

本次实验中选取 $c_1 = c_2 = 0.86$, $\delta_1 = \delta_2 = 0.005$, 此时分类得到的四个子库中图片的数量分别为 638, 675, 513, 803。

图 5.3 直观给出二维面型指数的分布及分类情况, 其中四个颜色的区域表示分类得到的四个部分。可以看到, 在两类的分界面上, 有很大一部分脸型同时处于两个类或者四个类中, 这很大程度上减小了分类错误率。

表 5.1 采用重叠分类后的脸型分类正确率比较 (%)

	采用重叠分类后	未采用重叠分类
脸型分类正确率	93.2	90.1

通过测试, 我们可以得到该重叠分类方法对于脸型分类的改善程度, 结果如表 5.1 所示, 其中, 原始的脸型分类错误率与 AAM 特征点定位的错误率相同。可以看到, 采用重叠分类后, 正确率提高了 3.1%。但是, 仍存在部分图片由于 AAM 定位误差过大导致面型指数偏差过大, 无法采用本方法进行纠正。

图 5.4 给出了按照此分类标准得到的四个库中的部分人脸, 该分类结果与观察结果一致, 因此分类效果较为成功, 下面该脸型分类应用到人脸识别中。

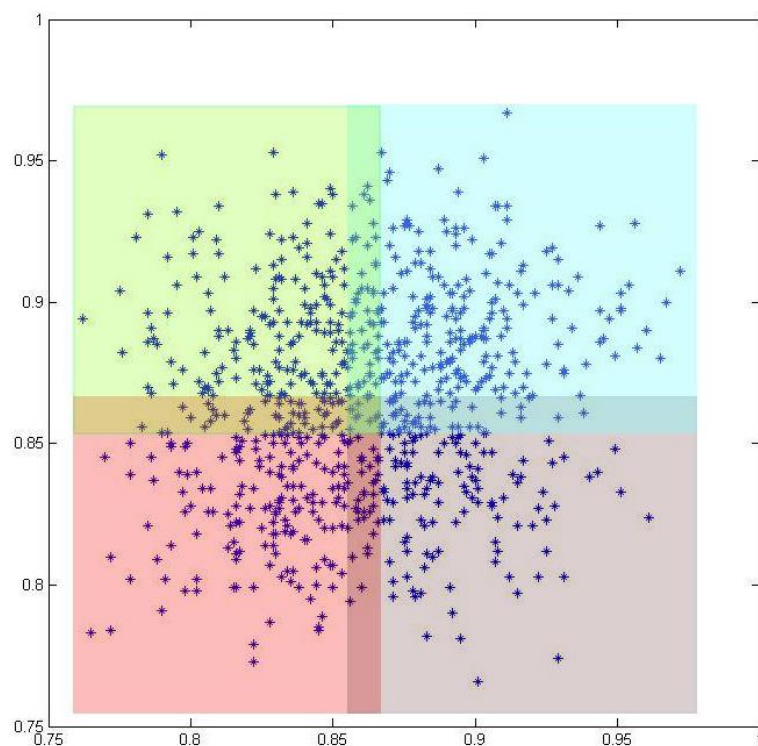
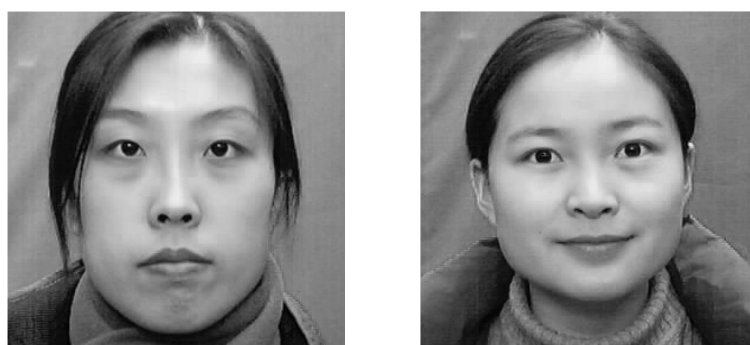


图 5.3 面型指数分布及分类情况



a) 按照形态面指数分类出的两种脸型



b) 按照颧下颌宽指数分类出的两种脸型

图 5.4 按照不同的面型指数分类得到的脸型

5.3 人脸识别方法

由前所述,人脸检测、特征点定位的方法都已经具备,人脸库也已经划分好,只需要对测试人脸进行“分集”识别。在进行实验前,我们需要挑选一个合适的人脸识别技术,以保证实验的稳定和简捷。

人脸识别技术发展至今,主要的方法有特征脸(Eigenface), Fisherface (Belhumeur et al. 1997), 弹性图匹配技术(Lades et al. 1991), 神经网络(Augusteijn and Skujea 1993.), 隐马尔可夫模型(HMM)等等(山世光, 2005; Zhao et al. 2000; 张翠萍 等, 2000)。其中 Eigenface 和 Fisherface 这两种方法由于其简单和有效行成为使用最多,最为流行的两种方法。本文选用在一般测试时使用更多的 Eigenface 人脸识别方法来进行实验,下面简单介绍其算法。

Eigenface 方法是从主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)导出的一种人脸识别与描述技术,把人脸图像空间线性投影到一个低维的特征空间。PCA 实质上是 K-L 变换的网络递推实现。K-L 变换是图像压缩中的一种最优正交变换,人们将它用于统计特征提取,从而形成子空间法模式识别的基础。1991年, M.Turk 和 A.Pentland 首先将 PCA 方法用于人脸识别,提出特征脸方法(Turk and Pentland 1991a; Turk and Pentland 1991b)。

老的人脸识别技术更多的关注与人脸中某些特定的特征,而特征脸技术认为图像的全局结构信息对于识别最重要,它主要通过求出人脸图像与数据库中的特征脸空间距离来进行人脸的识别和分类,保留了人脸图像的基本信息。由于使用到了更多的脸部信息,特征脸方法比基于特征的人脸识别方法更为有效。

该方法的具体步骤如下:建立人脸空间,把训练样本和待测样本投影到人脸空间中,选择合适的距离函数进行分类。下面我们针对这三个步骤来详细描述特征脸方法。

5.3.1 建立人脸空间

考虑一个包含 M 张图片的人脸数据库,当其中每张图片的像素为 $N \times N$ 时,该图像空间的维数为 $M \times N^2$ 。当 M 和 N 都比较大时,该矩形的维数变的非常大,这会严重影响计算速度,同时也变的难以存储。这一步骤采用 PCA 方法对人脸空间进行降维,使得人脸识别过程变的简单易与计算。

1) 搜集人脸数据库

在进行计算前,首先应该得到人脸数据库。特征脸方法要求数据库中所有图像必须为大小相同并且居中的正面人脸图像。因此,需要对数据库中的图像做人脸检测,对齐等预处理操作。假定处理后的数据库中有 M 幅训练图像,可将其表示为 I_1, I_2, \dots, I_M 。图 5.5 给出了 CAS-Peal-R1 人脸数据库经过处理后的部分图像,

其中大多数人脸都有多幅图像对应，这提高了人脸识别时的准确率。



图 5.5 CAS-Peal-R1 数据库中部分人脸图像

2) 将每幅图像表示为向量

对于每幅图像 I_i ，可以将其表示为长度为 $N(N = \text{imagewidth} * \text{imageheight})$ 向量 Γ_i ，向量集合 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ 被称为人脸空间。

3) 计算平均人脸向量 Ψ

$$\Psi = \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (5.2)$$

图 5.6 给出了平均人脸的图像。

4) 计算每幅人脸图像与平均人脸的差：

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (5.3)$$

5) 计算协方差矩阵

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \begin{pmatrix} \text{var}(p_1) & \cdots & \text{cov}(p_1, p_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(p_N, p_1) & \cdots & \text{var}(p_N) \end{pmatrix}_i = A A^T \quad (5.4)$$

其中 $A = [\Phi_1 \Phi_2 \cdots \Phi_M]$ ， p_n 表示第 i 张人脸图像的第 n 个像素。



图 5.6 平均人脸图像

我们所要找的特征脸就是协方差矩阵 C 的特征向量。然而，由于 C 是 N 维向量， N 通常都会很大，因此，在这种情况下计算特征脸变的非常复杂，此时人脸识别也变的非常麻烦，下面我们需要对这个矩阵进行变换降维。

6) 简化初始特征脸基

PCA 是人脸识别和图像压缩中常用的一种方法，她可以用来将高维矩阵简化为维数较低的矩阵。基于 PCA 方法，我们可以将协方差矩阵的特征向量从 N 维（每幅图片的像素数）降低至 M 维（数据库中的图片个数）。

基于 PCA 理论，我们可以通过解如下 $M \times M$ 维矩阵来得到协方差矩阵 C 的特征向量

$$L = A^T A \quad (5.5)$$

由于：

$$\begin{aligned} A^T A v_i &= \mu_i v_i \\ A A^T A v_i &= \mu_i A v_i \end{aligned} \quad (5.6)$$

其中 v_i 是矩阵 L 的特征向量，我们可以推出下式：

$$u_i = A v_i \quad (5.7)$$

其中 u_i 是 C 的特征向量。因此，我们可以通过求得 L 矩阵的 M 个特征向量计算得到对应着 C 的 M 个最大特征值的特征向量。

实际上，在应用中，仅仅需要取其中 $K (K \leq M)$ 个特征向量即可满足要求， K 的选取可以根据具体实验，也可以取数据库中不同人的个数。于是，这 K 个对应最大特征值的特征向量 u_1, u_2, \dots, u_K 即为要求的特征脸，它们是人脸空间中的最大方差，构成了人脸空间的基。图 5.7 给出了当 K 取 30 的时候，CAS-Peal-R1 人脸数据库计算得到的特征脸图像。



图 5.7 特征脸图像

5.3.2 将训练样本和待测样本投影到人脸空间中

完成特征脸的计算后，集合中的每张人脸（减去平均脸） Φ_i 可以表示为这 K 个特征向量的线性组合：

$$\hat{\Phi}_i - mean = \sum_{j=1}^K w_j^i u_j, (w_j^i = u_j^T \Phi_i) \quad (5.8)$$

即每个 Φ_i 都可以用如下向量表示：

$$\Omega_i = \begin{bmatrix} w_1^i \\ w_2^i \\ \vdots \\ w_K^i \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (5.9)$$

对于待测样本也可以用同样方法表示。图 5.8 给出了将某待测样本投影到其

对应的有四个特征脸的人脸空间的情况。

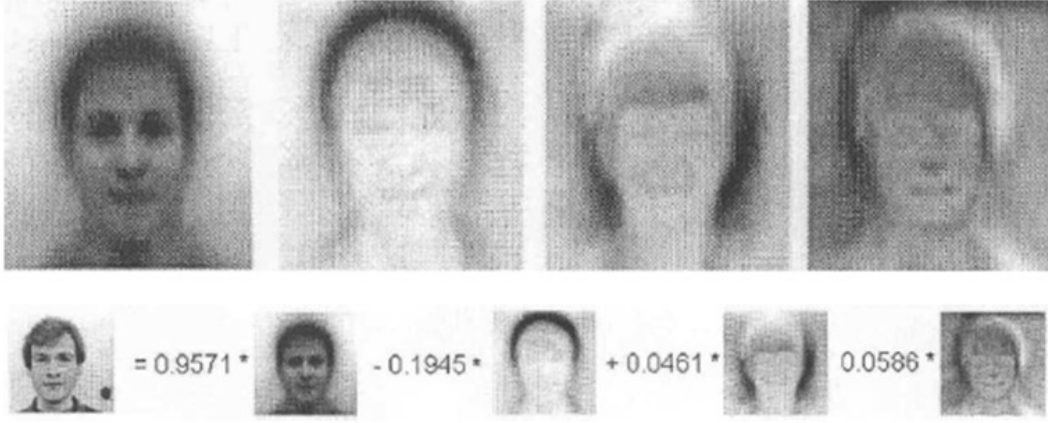


图 5.8 投影至人脸空间

5.3.3 选择合适的距离函数进行分类

给定待测人脸图像 Γ (Γ 要求和训练数据库中的人脸图像大小相同并且对齐)，相应的人脸识别步骤如下：

1) 计算待测人脸与平均人脸的差：

$$\Phi = \Gamma - \Psi \quad (5.10)$$

2) 将待测人脸投影至特征空间：

$$\hat{\Phi} = \sum_{i=1}^K w_i u_i, (w_i = u_i^T \Phi) \quad (5.11)$$

从而得到待测人脸的 $\Omega = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_K \end{bmatrix}$ 。

3) 搜索数据库中的每张图片所对应的 Ω_i ，并计算：

$$e_r = \min_i \|\Omega - \Omega_i\|, \quad i = 1, \dots, M \quad (5.12)$$

得到的最小值所对应的图像即为识别得到的人脸。

在式 (5.12) 中， e_r 被称作人脸空间内部距离。在计算中，我们可以使用最普通的欧式距离 (Euclidean distance) 来计算，但是，实验表明，大多数情况下马氏距离 (Mahalanobis distance) 效果更好：

$$\|\Omega - \Omega^k\| = \sum_{i=1}^K \frac{1}{\lambda_i} (w_i - w_i^k)^2 \quad (5.13)$$

5.4 实验结果

选择了适当的人脸识别方法后,即可以进行实验。我们知道,脸型分类在人脸识别中主要有 2 方面的应用,提高识别速度和提高识别率。下面分别针对这两方面分别进行实验。

5.4.1 提高识别速度

根据人脸识别的基本原理可知,当对待测人脸进行识别时,需要比对库中所有的图像,计算出相似度距离,距离最小的即为目标人脸。当采用脸型分类将大库分为小库后,在识别过程中也应当首先计算人脸的面型指数,从而初步将该人脸归入相应的子库中,再进行比对计算。这样可以大大减小查询范围,提高识别速度。

由于人脸识别速度相当于查询数据库的时间,因此它与数据库大小完全成正比。由此推算可知,分集识别后一幅人脸识别时间应当为AAM特征定位时间、脸型分类时间、后续识别时间的总和。其中人脸检测速度较快,并且在人脸识别中通常也需要这一环节,因此,人脸检测时间可以忽略不计。脸型分类时间同样很小,也可以忽略不计。因此通常情况下分集识别后的识别时间大致为如下所示:

$$\text{时间} = \text{AAM特征定位时间} + \frac{\text{子库中图片数目}}{\text{原始大库中图片数目}} \times \text{原始识别时间} \quad (5.14)$$

由实验可知,AAM特征点定位时间在主流配置机器上通常为 1s 左右,因此由式(5.14)可以推出,当原始识别时间本身并不大时,采用分集识别反而会使识别时间减慢。下面我们通过选取不同规模的数据库,来验证未采用脸型分类和采用脸型分类后对识别速度的影响。得到的平均查询时间参见表 5.1。

表 5.2 加入脸型分类后的人脸识别速度

图像数量	采用脸型分类后	未采用脸型分类
20,000	2.48	4.30
10,000	1.72	2.21
5,000	1.39	1.10

从表 5.1 可以看出,当数据库规模为 20,000 和 10,000 时,采用脸型分类后识别速度均有所提高;而当图像数目为 5,000 时,采用脸型分类后的人脸识别速度反而有所降低,这就是由于 AAM 定位占用了大部分时间。实验中的数据基本上符合式(5.14)的推断,可以证明该方法对于识别速度的提高仅适用于规模非常大的数据库。

5.4.2 提高识别率

由表 1.1 知道，当数据库规模减小时，识别率随之提高。加入脸型分类后，由于分集识别中后续的数据库规模大幅度减小，因此识别率也会随之上升。

在验证提高识别率的实验中，我们选择前文所述的 376 个人脸共 2222 张正面图片作为人脸数据库，将该数据库通过脸型分为四个子库，其中四个子库有部分重叠，人脸识别方法则选用 5.3 节所述的 Eigenface 方法。

通过选取该数据库及其中部分图片进行测试，详细结果见表 5.2，可以看到，采用脸型分类后的人脸识别率有明显提高。随着数据库规模的减小，采用脸型分类后对识别率的提高也越来越小，这是由于脸型分类的错误率并不随着数据库规模减小而减小，反而影响了后续的识别过程。因此，该方法适合规模较大的数据库。

表 5.3 加入脸型分类后的识别率 (%)

图像数量	采用脸型分类后	未采用脸型分类
2222	74.29	56.72
1200	80.98	63.14
600	83.62	78.43

5.5 本章小结

本章将脸型分类运用于实际的人脸识别系统中，组成了一个“分集”识别系统，并进行了实验来验证其对识别率和识别速度的提高。

要将脸型分类应用到人脸识别中，首先应当根据面型指数来划分人脸库。在划分过程中，考虑到指数分布呈正态分布，没有严格分界线，将人脸库划分为了 4 个含有重合部分的子库，这些重合的部分即为分界面部分。

后面，本章选用了 Eigenface 的人脸识别方法进行了实验。结果表明，在数据库规模较大的情况下，采用脸型分类的确会提高人脸识别中的识别率和识别速度。

第六章 总结与展望

6.1 全文总结

本文针对在大规模数据库中人脸识别率和识别速度不佳的问题,尝试采用脸型分类进行“分集”识别,从而改进大库人脸识别的效果。

在脸型分类中,采用生理学中人体测量学的分类方法,有效的将人脸分类与生物医学相结合,取得了较好的效果。

基于人体测量学的脸型分类方法要求正确定位面部特征点,为了达到这个目的,本文对几种主流面部特征点检测方法比较后选择了 AAM 算法,在正确检测人脸的基础上使用该算法定位特征点,结果较为满意。

最后,我们将脸型分类用于大库人脸识别系统中。鉴于脸型是渐变的,没有明显分界点,本文提出了部分重叠的分类办法,即将人脸库分为几个在分界面处有部分重合的子库。结果表明这种方法虽然多占用了部分空间但有效的减小了脸型分类错误率。

最后的实验结果表明,在数据库规模较大时,增加脸型分类能够有效的提高识别率和识别速度。该方法的缺陷性在于:

1) 用于脸部特征点提取算法还不够成熟,在环境变化不大且对象配合(表情较为固定、无饰物)的情况下, AAM 算法的正确率只有 90%左右,且速度较慢(1s 左右),这会极大影响系统识别正确率和速度。

2) 脸型预分类的过程比较依赖于人脸的姿态,当人脸左右或上下转动角度较大,或有张嘴等表情时,分类结果可能出现错误,从而影响整体的识别率。

3) 对脸型分类时采用的重叠分类方法并不能从本质上解决问题,仍然有错误分类的可能,并且会占用多余存储空间。

6.2 对未来研究方向的展望

针对上面提到的缺陷,在今后的工作中可做如下改进:

1) 针对脸部特征点提取中存在的问题,可以结合脸型分类的机理对特征点定位方法做相应改进,例如使用速度更快的 DAM 算法或结合某些先验知识对算法进行改进。

2) 为了减少人脸姿态的变化的影响,可以加入某些姿态判定的算法计算出人脸旋转角度,从而得到未旋转的测量参数。

3) 本文所提出的重叠分类方法并不能在根本上解决问题, 在今后的工作中可以将脸型与其他标准结合, 更好的对人脸进行划分。

作为对大库人脸识别性能的提高, 本文提到的基于脸型分类的方法还略显简单, 在未来的工作中可以进一步拓展, 将性别分类、肤色分类等加入预分类中, 首先将人脸分为男女, 同时按照肤色分为黄种人、白种人、黑人等等, 这样可以极大地增加预分类的多样性, 更加有效的提高大库人脸识别系统的性能。

另一方面, 还可以建立人脸的三维模型, 结合三维人脸识别进行, 这样不但避免了姿态的影响, 而且可从侧面对人脸进行立体的分类, 从而更加全面的对脸型进行划分。

参考文献

- 陈熙, 赵晓萍, 范松青. 2007. 人体面部测量与分析[J]. 南华大学学报·医学, 35(4): 518-520
- 陈小平, 宋建良等. 1998. 脸型满意度的测定及分析[J]. 中国医学美容杂志, 4(1): 13-15
- 方星春, 工蕴红, 谭铁牛. 2004. 融合人脸轮廓和区域信息改进人脸检测[J]. 计算机学报, 27(4): 482 — 491.
- 何坤. 2006. 人脸识别理论关键技术的研究[D]: [博士]. 成都: 四川大学.
- 姜军, 张桂林. 2002. 一种基于知识的快速人脸检测方法[J]. 中国图像图形学报(A 版), 7(1):6-10.
- 李士进, 杨静宇. 2001. 基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的人脸检测[J]. 中国图像图形学报(A 版), 6(7):681-688.
- 梁路宏, 艾海舟, 徐光佑. 2001. 基于模板匹配与人工神经网络确认的人脸检测[J]. 电子学报, 29(6):744- 747.
- 凌旭峰, 杨杰, 杨勇. 1999. 基于轮廓线曲率特征的人脸分类及识别[J]. 红外与激光工程, 28(4): 37-39.
- 刘伟锋. 2007. 人脸表情识别研究[D]: [博士]. 合肥: 中国科学技术大学.
- 路密士. 1985. 头和手的素描法[M]. 江明宏译. 台南: 大坤书局.
- 卢养雨, 张长水, 闻方等. 1999. 基于区域特征的快速人脸检测法[J]. 清华人学学报(自然科学版), 39(1):101-105.
- 山世光, 高文, 陈熙霖. 2001. 基于纹理分布和变形模板的面部特征提取[J]. 软件学报, 12(4): 580-587.
- 山世光. 2004. 人脸识别中若干关键问题的研究[D]: [博士]. 北京: 中国科学院研究生院.
- 山世光. 2005. 人脸识别理论与应用研究[J]. 信息技术快报(中国科学院计算技术研究所内部刊物), 2005 年第 3 卷第 10 期.
- 邵象清. 1985. 人体测量手册[M]. 上海: 上海辞书出版社.
- 王俊艳, 苏光大. 2004. 基于下颌轮廓线的人脸分类方法[J]. 红外与激光工程, 33(2): 159-163.
- 王俊艳, 苏光大, 林行刚. 2005. 用于人脸识别的下颌轮廓线分类方法[J]. 光电子·激光, 16(11): 1368-1372.
- 吴汝康, 吴新智, 张振标. 1984. 人体测量方法[M]. 北京: 科学出版社.
- 张翠萍, 苏光大. 2000. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 5A(11):885-894
- 张志伟. 2007. 可变光照条件下的人脸识别技术研究[D]: [博士]. 天津: 河北工业大学.
- 祝磊. 2007. 基于子空间分析的人脸识别研究[D]:[博士]. 杭州: 浙江大学.
- Augusteijn M F and Skujea T L. 1993. Identification of Human Faces through Texture-Based

- Feature Recognition and Neural Network Technology[C]. Proceedings of IEEE Conf. Neural Networks, 392-398.
- Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. 1997. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(7): 711-720.
- Chan H and Bledsoe W W. 1965. A man-machine facial recognition system: Some preliminary results[R]. Technical Report, Panoramic Res. Inc.
- Cootes T F, Hill A, Taylor C J, and Haslam J. 1993. The Use of Active Shape Models for Locating Structures in Medical Images[C]. In Proceedings, Information Processing for Medical Zmaging (H. H. Barrett and A. F. Gmitro, Ed.), 33-47, Springer-Verlag, Berlin/New York.
- Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, and Graham J. 1995. Active Shape Models – Their Training and Application [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1):38–59.
- Cootes T F and Taylor C J. 1996. Locating Faces Using Statistical Feature Detectors[C]. Proc. Second Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, 204-209.
- Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. 2001a. Active Appearance Models [J]. IEEE TRANS. PAMI, 2001, 23(6): 681-685.
- Cootes T F and Taylor C J. 2001b. Statistical Models of Appearance for Medical Image Analysis and Computer Vision[C]. In Proc. SPIE Medical Imaging.
- Craw I, Tock D and Bennett A. 1992. Finding Face Features[C]. Proc. Second European Conf. Computer Vision, 92-96.
- Freund Y. 1995. Boosting a weak learning algorithm by majority[J]. Information and Computation. 1995(121):256-285
- Freund Y, Schapire R.E. 1997. A decision-theoretic generalization of online leaning and an application to boosting[C]. In Proc. Second European Conference on Computational Learning Theory. 1997(1): 119-139.
- Frischholz R W and Dieckmann U. 2000. BioID: A multimodal biometric identification system[J]. IEEE Computer, 33(2): 64-68.
- Gao W, Cao B, Shan S G, Zhou D L, Zhang X H, Zhao D B. 2008. The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 38(1):149-161.
- Gu H, Su G D, Cheng Du. 2004. Face Points Extraction from Faces [J]. Image and Vision Computing, 1:154-158.
- Han C C. 1998. Fast Face Detection via Morphology-Based Pre-Processing[C]. 9th Int'l Conf. Image Analysis and Processing, 469-476.

- Huang L and Chen C W. 1992. Human facial feature extraction for face interpretation and recognition[J]. Pattern Recognition, 25(12):1435–1444.
- Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. 1988. Snakes: Active Contour Models [J]. International Journal of Computer Vision, 1: 312-333.
- Kim S H, Kim N K, Ahn S C and Kim H G. 1998. Object Oriented Face Detection Using Range and Color Information[C]. Proc. Third Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 76-81.
- Kim K I. 2002. Face Recognition Using Support Vector Machines with Local Correlation Kernels [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 16(1): 97-111.
- Kwon Y H, Vitoria Lobo N da 1994. Face Detection Using Templates[C]. Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. 764-767.
- Lades M, Vorbrüggen J C, Buhmann J, Lange J, Malsburg C von der, Würtz R P and Konen W. 1993. Distortion Invariant Object Recognition in the Dynamic Link Architecture[J]. IEEE Trans. Computers, 42(3): 300-311.
- Leung T K, Burl M C, Perona P. 1995. Finding Faces in Cluttered Scenes Using Random Labeled Graph Matching[C]. Proc. 5th IEEE Int'l Conf. Computer Vision, 637-644.
- Miao J. 1999. A Hierarchical Multiscale and Multiangle System for Human Face Detection in a Complex Background Using Gravity-Center Template [J].Pattern Recognition, 32(7):1237-1248.
- Sakai T, Nagao M. 1969. Line Extraction and Pattern Detection in a Photograph [J]. Pattern Recognition, 1(3): 233-248.
- Turk M and Pentland A. 1991a. Eigenfaces for Recognition[J]. J. Cognitive Neuroscience, 3(1): 71-86.
- Turk M and Pentland A. 1991b. Face Recognition Using Eigenfaces[C]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 586-591. June.
- Viola P and Jones M J. 2001. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features[C]. Proceedings of IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 11: 511-518.
- Wiskott L, Fellous J -M, Kruger N and Malsburg C von der. 1997. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(7): 775-779, July.
- Wu H, Yokoyama T, Pramadihanto D and Yachida M. 1996. Face and Facial Feature Extraction from Color Image[C]. Proc. Second Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, 345-350.

- Yang M H and Ahuja N. 1998. Detecting Human Faces in Color Images[C]. Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, 1: 127-130.
- Yang M H, Kriegman D J. 2002. Detection Faces in Images: A Survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 24(1): 34-58.
- Yang G and Huang T S. 1994. Human Face Detection in Complex Background[J]. Pattern Recognition, 27(1): 53-63.
- Yuille A L, Hallinan P W, Cohen D S. 1992. Feature Extraction form Faces Using Deformable Templates[J]. J. Computer Vision, 8 (2): 99-111.
- Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A and Phillips P J. 2000. Face Recognition: A Literature Survey[R]. Technical Report CAR-TR-948, Univ. of Maryland, College Park.

致 谢

本论文是在我的导师汪增福教授的悉心指导和耐心帮助下完成的。首先要感谢汪老师对我的指导、关心、教育和帮助。在三年的学习生活中，汪老师始终都非常关心我的学习生活，每次在研究遇到困难的时候，他都很耐心地和我一起讨论，分析问题，并提出了很多非常富有创意的想法，使我的研究工作得以顺利进行。他渊博的知识、敏锐的洞察力、前瞻的眼光使我受益匪浅，他严谨求实的治学态度、精益求精的工作作风、对事业孜孜不倦追求的精神以及宽以待人的广阔胸襟给我深远的影响，将使我受益终身。在此对汪老师表示衷心的感谢！

感谢模式识别和视听觉信息处理实验室的郑志刚老师，查正军师兄，郑颖师兄，王琦师兄，感谢实验室的严磊，胡国强，孙曦同学，感谢你们在科研上给予我的帮助，祝愿你们能在以后的工作和研究领域都能开辟一片新天地。

感谢 SA0610 的同学们，感谢我宿舍的舍友和生活中的许多朋友，以及我的男朋友，感谢他们在学习、生活中给予我的支持和帮助。

最后还要感谢我的家人，在我二十多年求学的道路上，父母一直无私地支持着我，是他们的支持和信任使我坚持到了今天并且完成了硕士阶段的学业，谨以此文献给你们。

2009 年 4 月

在读期间发表的学术论文与取得的研究成果

待发表论文:

[1] 赵薇, 汪增福. 用于大库人脸识别的脸型分类研究. 中国科学技术大学学报, 审稿中



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了:

1. [基于Gabor的人脸识别技术研究](#)
2. [人脸识别技术的研究](#)
3. [基于分类算法的人脸识别研究](#)
4. [人脸识别研究技术发展综述](#)
5. [局部匹配的人脸识别方法研究](#)
6. [人脸识别技术研究](#)
7. [用于大库人脸识别的脸型分类研究](#)
8. [人脸识别技术的研究](#)
9. [人脸识别警车](#)
10. [用于大库人脸识别的脸型分类研究](#)
11. [人脸识别研究综述](#)
12. [人脸识别系统应用于机场安检系统的可行性](#)
13. [基于Adaboost的人脸识别算法研究](#)
14. [基于3D人脸识别研究的探索](#)
15. [基于回归表示的人脸识别研究](#)
16. [FLEX人脸识别技术研究](#)
17. [基于Andriod的人脸图像识别研究](#)
18. [人脸识别综述](#)
19. [基于视频的人脸识别问题研究](#)
20. [人脸识别综述](#)
21. [基于MATLAB的人脸识别研究](#)
22. [人脸识别综述](#)
23. [人脸识别术](#)
24. [人脸图像识别方法的研究](#)
25. [人脸识别技术方法对比研究](#)

- [26. 人脸识别技术研究](#)
- [27. 人脸识别算法研究](#)
- [28. 人脸识别研究](#)
- [29. 人脸识别技术研究与分析](#)
- [30. 人脸识别技术的研究](#)
- [31. 人脸表情识别方法研究进展](#)
- [32. 人脸识别技术应用于智慧校园的思考](#)
- [33. 人脸识别技术应用于“百度寻人”](#)
- [34. 脸型分类与咬合之关系](#)
- [35. Hello,人脸识别!](#)
- [36. 人脸识别点名](#)
- [37. 人脸识别概述](#)
- [38. 稀疏表示分类人脸识别方法综述](#)
- [39. 人脸识别技术\(FRT\)研究](#)
- [40. 实时人脸识别系统研究](#)
- [41. 人脸识别系统的优化研究](#)
- [42. 人脸识别技术研究](#)
- [43. 基于人脸识别技术的脸型发型搭配系统实现与分析](#)
- [44. “人脸识别”首度应用于摄像机](#)
- [45. 复杂环境下的人脸识别研究](#)
- [46. 对人脸识别系统的研究](#)
- [47. 三星Galaxy S8人脸识别将用于移动支付](#)
- [48. 人脸识别综述](#)
- [49. 人脸识别技术研究与应用](#)
- [50. 双层次分类方法下的人脸表情识别](#)