

基于人脸图像的皱纹检测研究



学 院 软件学院

专 业 软件工程

年 级 2005 级

姓 名 康春纪

指导教师 张坤龙

2009 年 6 月 20 日

摘 要

目前，年龄判断已成为人脸识别领域的一个重要子课题。论文着重阐述了内脸提取算法和依据皱纹判断年龄的算法。

论文第一部分介绍内脸提取算法，即主动表观模型算法（AAM）。该算法首先根据样本分别训练形状模型和纹理模型，并综合为表观模型，然后根据训练的模型进行图像拟合，最后输出拟合结果。论文通过人脸检测初始化人脸，以解决初始位置敏感的问题。试验结果表明该算法能适应一定的表情，光照和不同姿态的情况，检测正确率较高且速度快。

论文第二部分介绍皱纹提取算法。该算法基于第一部分提取的内脸，然后寻找关键皱纹，回答能不能够提取皱纹的问题。

关键词：人脸识别；AAM 模型；皱纹提取；年龄判断；

ABSTRACT

At present, the age to judge the field of face recognition has become an important sub-topics. This paper emphasize on the basis of inner face wrinkles extraction algorithms and the algorithm to determine the age attributed to wrinkles.

This is introduced in the first part of the face extraction algorithm, that is, active appearance model algorithm (AAM). The algorithm first trains the shape of model and texture model, and an integrated model for the apparent in accordance with the future knowledge, and then fits the image based on the integrated model, finally, outputs the result of the inner face. Face Detection is needed to resolve the sensitive issue of initial position. Test results show that the algorithm can adapt to a certain degree of facial expressions, gestures and different light conditions and a higher rate of detection effectively.

The second part shows the wrinkles extraction algorithm to get age groups. This algorithm is based on the extraction of the first part of the inner face, and then search for the key lines and wrinkles of the texture based on age judgments. The algorithm is relatively low of correct rate.

Key words: face recognition; AAM Model; wrinkles extraction; age judgement;

目 录

第一章	皱纹检测概述	1
1.1	人脸识别的研究现状	1
1.2	皱纹检测的背景和意义	2
1.3	国内外研究概况	2
1.4	课题研究内容	3
1.5	全文结构	4
第二章	人脸检测相关理论和人脸初始位置的判断	5
2.1	人脸检测相关理论	5
2.2	人脸检测评价	6
2.3	人脸初始位置的判断	6
2.4	实验结果	8
第三章	基于 AAM 算法的内脸提取	9
3.1	概述	9
3.2	AAM 的产生	9
3.3	AAM 模型建立	10
3.3.1.	形状建模	10
3.3.2.	纹理获取	11
3.3.3.	纹理建模	13
3.3.4.	表观模型	13

3.4	AAM 拟合	13
3.5	内脸提取	14
3.6	实验结果	14
3.7	小结	16
第四章	基于贝叶斯的皱纹检测	17
4.1.	模式识别理论	17
4.2.	贝叶斯理论	17
4.3.	基于贝叶斯皱纹检测的实现	19
4.4.	测试	20
4.5.	评价	22
第五章	总结与展望	23
5.1.	总结	23
5.2.	展望	23
参考文献		24
外文资料		
中文译文		
致谢		

第一章 皱纹检测概述

1.1 人脸识别的研究现状

人脸识别是基于人的脸部特征，对输入的人脸图象或者视频流，首先判断其是否存在人脸，如果存在人脸，则进一步的给出每个脸的位置、大小和各个主要面部器官的位置信息。并依据这些信息，进一步提取每个人脸中所蕴涵的身份特征，并将其与已知的人脸进行对比，从而识别每个人脸的身份。其涉及到的技术包括人脸图像采集、人脸定位、人脸识别预处理以及身份查找等。由于人脸识别是基于个体的生物特征，它本身存在许多困难，其在视觉上的特点决定了识别算法。在视觉上人脸表现的特点有：不同个体之间的区别不大，所有的人脸的结构都相似，甚至人脸器官的结构外形都很相似。这样的特点对于利用人脸进行定位是有利的，但是对于利用人脸区分人类个体是不利的；人脸的外形很不稳定，人可以通过脸部的变化产生很多表情，而在不同观察角度，人脸的视觉图像也相差很大，另外，人脸识别还受光照条件（例如白天和夜晚，室内和室外等）、人脸的很多遮盖物（例如口罩、墨镜、头发、胡须等）、年龄等多方面因素的影响。基于这两个特点，或去除噪音，或寻求相似性等，目前，已发展的人脸识别算法有：基于人脸特征点的识别算法（Feature-based recognition algorithms）^[1]，基于整幅人脸图像识别算法(Appearance-based recognition algorithms)^[2]，基于模板的识别算法（Template-based recognition algorithms）^[3]和利用神经网络进行识别的算法（Recognition algorithms using neural network）^[4]。其中基于人脸特征点的识别算法一般是先通过手动或半自动标注特征点从而定位待检测目标的轮廓，然后通过特征点的移动来达到与测试图像的拟合。而基于整幅人脸图像的识别算法通常是基于肤色的检测或基于整体纹理的识别。这种算法的好处是明白直接而且非常合理，一般结合其他检测算法使用，以提高识别准确率。基于模板的识别算法首先定义一个模板，然后拟合模板与测试图像，一般计算量较大，准确率不高。同样计算量大的算法还有基于神经网络的算法，但是它对一些不明显的模式具有独特的优势。

在现实中，人脸识别的应用包括：门禁系统：受保护的地区可以通过人脸识别来辨识进入者的身份；摄像监视系统：在公共场合安装摄像系统，通过人脸适合可以迅速定位可疑人员；网络应用：目前网络支付变的越来越流行，但是涉及到的安全问题也愈来愈严重，如果可以通过人脸识别来限制非户主的使用将大大提高安全性能；学生考勤系统：通过人脸识别可以减轻老师负担，不用每次都需点名；相机：可以通过人脸识别来对准焦距。

1.2 皱纹检测的背景和意义

人脸中皱纹的检测问题来源于人脸识别。皱纹作为人脸的一个主要特征，其多少和深浅通常是判断年龄的一个重要依据。近年来，随着经济的发展和信息技术的不断深入，安全问题越来越受到人们的关注，社会各个方面对快速有效的自动身份验证的需求也与日俱增。人脸识别凭借其具有的非侵犯性、友好、直接以及方便等特点，成为最有潜力的生物身份验证方式之一^[5]。然而随年龄的变化人脸识别率急剧下降。准确的从人脸中检测出皱纹是自动化判断年龄甚至指出不同年龄的人脸的前提。因此本课题的研究具有重要的现实意义。其具体应用领域包括人脸识别：皱纹作为面部的主要特征之一，因此正确的检测和分级是人脸识别的重要应用。其前景包括：证件验证、出入口控制、年龄区分等；人机交互：皱纹不仅包括年龄皱纹，还包括表情皱纹，而人机交互包括语音、图像、表情、手势等多通道交互，因此皱纹的检测在此方面也具有重要的现实意义。

在检测皱纹的初始阶段，需要进行图像的预处理。这包括灰度化、标准归一化、去除噪音，提取特征等操作。这些操作涉及图像处理的各个方面。其中灰度化是将一幅彩色图片转化为灰度图片，有利于将所有数据统一于一个阈值范围。而标准归一化是为了一致性采样，将所有的图片归一到一个正脸或者归一到一个子空间中，就会消除人脸姿态变化对图像的影响。噪音在本论文中包括背景、头发、无关身体部位。这就需要找到目标区域的轮廓，而轮廓的选取主要用到可变形模板技术。目前可变形模板在图像处理、地图寻路、目标定位等领域具有广泛的应用。因此定位人脸的技术具有广泛的应用。特征包括纹理特征（像素值）、形状特征（物体的形状）、综合特征。其中纹理特征可以用像素值来表示。而形状特征主要表现在通过手动标注特征点找到目标的轮廓然后提取，具体体现可以是一个点集合的坐标值。综合特征如 gabor 小波特征^[6]，它既包括纹理信息同时还有形状信息。正确的提取特征，并应用这些特征正确的分类是本论文的重要组成部分，同时也是图像处理非常活跃的一个领域。

1.3 国内外研究概况

目前，国内外对人脸识别的研究较多，但是对皱纹检测方面研究较少。法国欧莱雅公司对皮肤有一些生物学的研究，主要是与美容相关的内容。还有一些是通过医疗器械探测皱纹，进而判断皱纹的力学性质。在图像处理领域 Young Ho Kwon^[7]等人做过一些研究，他主要是通过将人脸划分成几个皱纹区域，然后在各个区域分别进行检测。由于在图像处理领域，各种算法不断的应用到新领域，因此前人在人脸识别方面的算法研究较为广泛。其中包括本文使用到的 AAM 模

型算法、PCA 算法、贝叶斯算法等。虽然并没有人将 AAM 应用与内脸提取，但是其基本思想和实现方法已经非常成熟，而且在轮廓定位方面也被广泛的应用。它首先由 Cootes^{TF}, Taylor C^[8]等人提出，是在 snake 模型基础上发展到 ASM 模型然后改进后得到的。在皱纹提取方面只有 Young 等人提出过解决办法。他的做法是将人脸划分成几个皱纹区域，然后通过分类器对这几个区域的特征进行分类。本论文在全局图像上寻找皱纹，这样还受到一些干扰因素的影响，因此本论文首先提取内脸来降低噪音影响。主要用到的分类算法是贝叶斯分类。贝叶斯分类在数据挖掘、统计学、图像处理等都具有广泛的应用，且思想简单、实现容易，并且在分类方面利用了先验知识，具有一定的准确性。

1.4 课题研究内容

目前，理想条件下的人脸中皱纹的检测问题已经取得了很大的进展，但在复杂环境下，对任意光照条件、面部有遮挡、姿态和表情变化等情况下的皱纹提取仍是一个比较困难的问题。而且皱纹提取的结果存在一定程度的偏差。由于皱纹在人脸分布非常广泛，在额头、眼睑、脸颊、嘴角都有分布，并且有横纹、竖纹、斜纹的差别。且纹理特征还受光照等因素的影响，这些都给正确检测皱纹带来了困难，尤其是光照条件的变化非常影响皱纹检测系统的性能。要让计算机能正确识别出关键皱纹，并且根据皱纹对年龄进行估计，还需要进一步的深入研究，还有很大的探索空间。如果能够找到解决这些问题的方法，成功地检测皱纹，进而估计年龄，将会开启年龄估计领域的新课题。

本课题针对这种情况，在国内外同类工作的研究基础上，利用 OpenCV 开源计算机视觉库中的一些通用算法，包括主动表观模型算法，贝叶斯分类算法等。其中主动表观模型来提取内脸的算法准确率较高，正确率达到 92.5%。该系统对于给定的可能包含人脸的输入图像，能够初步判断人脸的大概位置，然后找到内脸的轮廓，进而提取出来。如果不存在人脸或检测不到人脸，系统将会退出。该系统还需要实现预处理的功能，来消除旋转、缩放、位移等姿态的变化。而皱纹提取的系统采用贝叶斯分类算法，它能够对一幅图像上的滑窗图像进行分类，判断其是否属于皱纹，如果属于皱纹，将其提取出来，最后进行组合获得皱纹的灰度图像。这个系统在皱纹提取方面还存在一些问题，包括检测准确率不高，不能适应不同光照的情况。因此可以用 gabor 特征来代替纹理特征对算法进行改进，这会成为将来进一步研究的工作。

本课题的研究内容主要可归结为以下几点：

1. 利用 OpenCV 中的基本函数实现人脸检测模块获得人脸的初始位置。
2. 研究主动表观模型算法，实现内脸的提取。

3. 研究分类器，寻找适合皱纹特征的分类算法。
4. 研究皱纹检测算法，实现皱纹提取。
5. 分析内脸提取结果和皱纹提取结果，并进行改进以提高准确率。

本论文的研究框架如图 1-1。

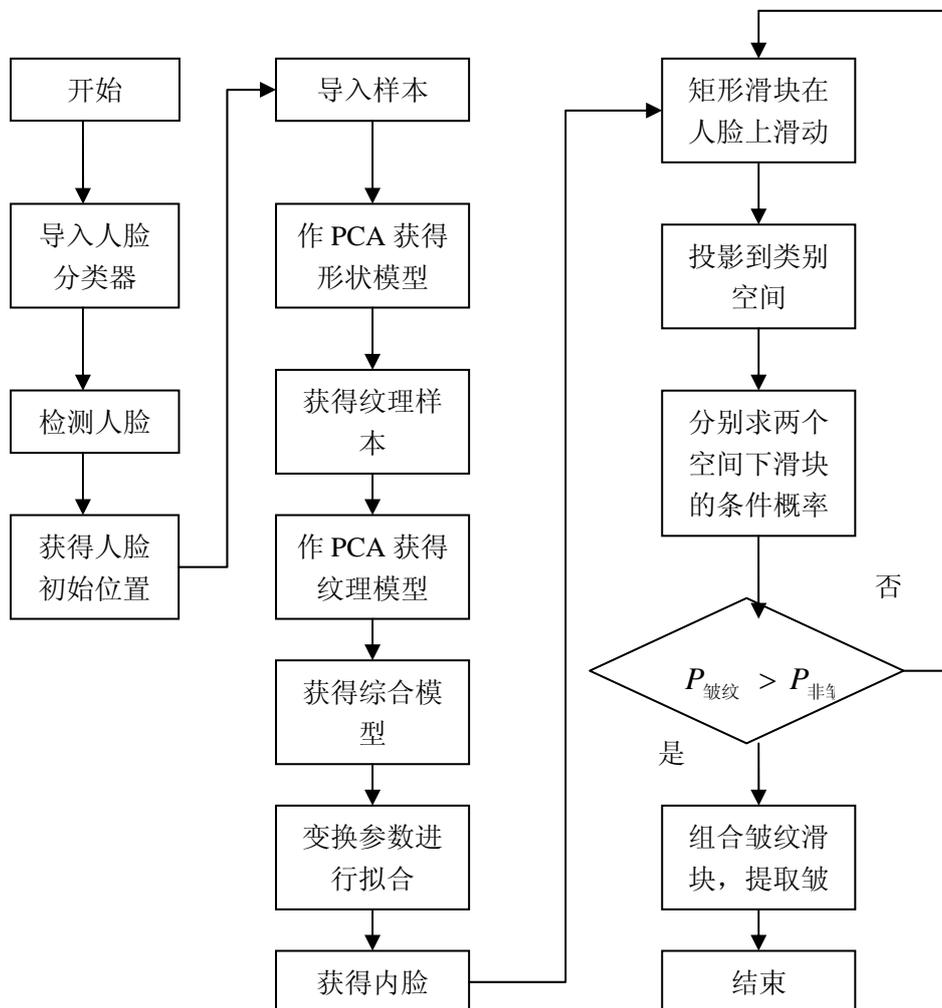


图 1-1 研究框架图

1.5 全文结构

第二章是人脸检测理论和人脸初始位置的判断。本章主要是利用 OpenCV 提供的人脸检测 Harr 特征获得人脸的初始位置。第三章是基于 AAM 算法的内脸提取。本章主要阐明 AAM 算法的理论基础和建立过程，介绍提取内脸的解决方案，并给出提取流程和实验结果。第四章是基于贝叶斯分类的皱纹检测及年龄判断。本章主要通过矩形滑块在人脸图像上进行滑动，然后对滑块进行分类，最后将是皱纹的滑块进行组合提取皱纹。第五章总结与展望。本章对全文内容进行总结，并对将来的工作进行展望。

第二章 人脸检测相关理论和人脸初始位置的判断

2.1 人脸检测相关理论

人脸检测问题可描述为：任意给定一幅图像，判断其中是否存在人脸，存在则把人脸从背景中标记出来。人脸检测问题是一个两类检测问题，即人脸和非人脸。人脸检测的基本思想是基于知识或统计的方法对人脸建模，比较所有可能的待检测区域与人脸模型的匹配度，从而得到可能存在人脸的区域。目前用于人脸检测的方法有以下几种^[16]：

1. 基于肤色模型的方法

由于颜色是人脸表面最显著的特征，因此利用颜色进行人脸检测非常合理。而试验证明利用肤色进行人脸检测，能大大提高检测算法的性能。因此，常常在检测后期使用肤色模型进行矫正^[2]。

2. 基于模板匹配的方法

模板匹配的方法是根据人脸五官位置的比例关系而做成模板，用此模板去逐点匹配图像，通过确定一个阈值表知是否为人脸。此方法实现简单，但是不能适应光照、姿态变化、人脸大小等情况，且计算量大，效率较低^[3]。

3. 弹性匹配法

用小波特征作为人脸特征。通过计算模型与检测图像小波特征的距离作为人脸相似度的准则。此方法能适应一定的光照、角度和尺寸的变化，但是计算较复杂^[6]。

4. 特征脸法

此方法主要基于 KL 变换。通过 KL 变化能够降维，而且去除了各个分向量的相关性。但是研究表明，随着光线、角度及人脸尺寸等因素的导入，识别率急剧降低。

5. 人工神经网络法

人工神经网络（Artificial Neural Network, ANN）的方法是通过训练一个网络结构，把模式的统计特性隐含在神经网络的结构和参数之中。对于复杂的、难于显示描述的模式具有独特的优势。但是这种方法计算量特别大^[4]。

6. 支持向量机法

支持向量机（Support Vector Machines, SVM）是 Vapnik 等提出的基于结构风险最小化原理（Structural Risk Minimization Principle, SRM）的统计学习理论，用于分类与回归问题。SRM 使 VC（Vapnik Chervonnikis）维数的上限最小化，这使得 SVM 方法比基于经验风险最小化（Empirical Risk Minimization Principle, ERM）的人工神经网络方法具有更好的泛化能力^[9]。

7. 基于积分图像特征法

基于积分图像（Integral Image）特征的人脸检测方法是 Viola 等提出的一种算法，它综合使用积分图像描述方法、Adaboost 学习算法及训练方法、级联分类器。积分图像是指该像素以前、以上所有像素灰度和。级联分类器是多个分类器的组合，分类器的输入是待检测图像子窗口，输出集是用来表示该检测窗口是否人脸模式{T, F}^[10]。

8. 基于概率模型的方法

基于概率模型方法的一种思路是计算输入图像区域属于人脸模式的后验概率，据此对所有可能的图像窗口进行判别^[11]。

2.2 人脸检测评价

人脸检测算法有两种评价：检测正确率和错误报警率^[16]。检测正确率反应了人脸检测系统检测出人脸的能力。其计算公式可以表示为

$$\text{检测正确率} = \frac{\text{正确检测人脸个数}}{\text{测试集的大小}} \times 100\%$$

错误报警率指的是人脸检测系统将非人脸的部分检测成人脸，这一部分一般与背景等噪音因素有关，其计算公式表示为

$$\text{错误报警率} = \frac{\text{错误报警数目}}{\text{检测窗口数目}} \times 100\%$$

实际上，人脸检测器的正确检测能力与拒识能力是相互关联的两个方面，降低人脸检测器的敏感性阈值，可以使检测正确率提高，同时错误报警率也会增加，反之亦然^[16]。

2.3 人脸初始位置的判断

Boosted Cascade 算法最初由 Paul Viola 提出，并由 Rainer Lienhart 对这一算法进行了改善^[16]。该算法的主要思想是利用样本（成百上千幅样本图片）的 Haar 特征进行分类器训练，得到一个级联的 boosted 分类器，能将候选子窗口的人脸和非人脸区分开来。分类器中的“级联”是指最终的分类器是由多级分类器级联组成，其中每一级分类器都是一个“强分类器”，是若干个被称之为“弱分类器”的集成，而每一个弱分类器对应一个“弱特征”（Haar 特征），该特征可以在一定程度上区分人脸和非人脸。分类器训练完以后，就可以应用于输入图像中感兴趣区域的检测。检测到人脸区域分类器输出为 1，否则输出为 0。该算法中包括两个关键的知识点：Haar 特征的选取和计算。这些特征必须足够简单且容易计

算，才能达到运算速度的要求；多层分类器级联结构的建立。这涉及到如何从诸多的 Haar 特征中挑选出最有效的特征组合来训练分类器，使得它足以区分人脸和非人脸^[16]。

目前算法主要利用以下 Haar 特征：

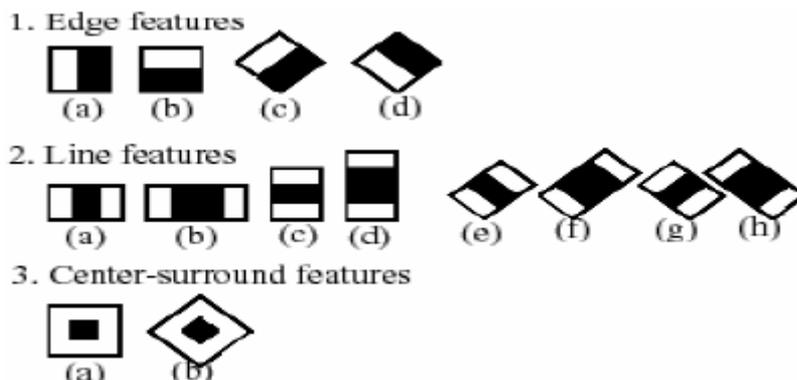


图 2-1 Harr 特征图

Haar 特征值是指图像上两个或者多个形状大小相同的矩形内部所有像素灰度值之和的差值。每个矩形框内的像素和都可以通过积分图像很快计算出来^[16]。积分图像值可以表示为 $ii(x, y) = \sum i(x, y)$ 。那么任意一定区域的图像灰度值的和可以用积分图对应的四个点来表示。

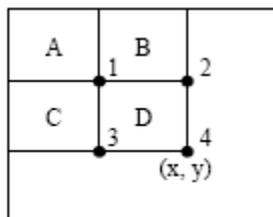


图 2-2 积分图像值求解图

如图 2-2，积分图上 1 是 A 区域像素值的和，2 是 A+B 区域的和，3 是 A+C 区域的像素值的和，4 是 A+B+C+D 区域像素值的和。这样就获得人脸上任意区域的特征。而计算过程只需扫描图像一次，获得它的积分图像值矩阵，这样就获得了弱特征。而强特征的获取是由若干个弱特征线性组合而成的。每一个弱特征设计一个弱分类器，选择最小错误率的弱分类器，被强分类器采用。那么分类器学习算法的伪代码如下^[16]：

1. 给定人脸样本和非人脸样本。
2. 对每一幅训练样本给定初始权值 w_i 。
3. 对每一个特征训练一个分类器，且该分类器只对应一个特征。

4. 选取使错误率达到最小的分类器。
5. 更新权值。
6. 得到强分类器。

在本论文首先加载 OpenCV 提供的人脸识别分类器，然后加载图像，最后人脸检测并标注位置。具体实现是调用 `cvHaarDetectObjects` 函数获得人脸序列。通过这个序列获得人脸的初始圆形位置。这样当把模型加入进来时可以将模型中心与圆心对齐，从而确保找到正确的位置，降低 AAM 模型严重依赖初始位置的情况。

2.4 实验结果

通过 `facedetector` 程序获得人脸初始位置。结果如图 2-3。



图 2-3 人脸检测结果图

在图像检测中，被检窗口依次通过每一级分类器，这样在前面几层的检测中大部分的候选区域就被排除了，全部通过每一级分类器检测的区域即为目标区域。由于靠前的层拒绝了大部分的非人脸样本，而且，前面的层使用的矩形特征数很少，所以计算起来非常快。越往后，通过的候选窗口越少，尽管由于矩形特征增多，单个窗口的计算时间加长，但由于实际检测时，在输入图像中对应着人脸的窗口非常少，所以真正引起所有层都要计算的窗口数非常少，与以往的人脸检测算法相比，**Boosted Cascade** 算法具有很高的运算速度。为了检测整幅图像，可以在图像中移动搜索窗口，检测每一个位置来确定可能的目标。为了搜索不同大小的目标物体，分类器被设计为可以进行尺寸改变，这样比改变待检图像的尺寸大小更为有效。所以，为了在图像中检测未知大小的目标物体，扫描程序通常需要用不同比例大小的搜索窗口对图片进行几次扫描^[16]。

第三章 基于 AAM 算法的内脸提取

3.1 概述

本文所指的内脸，是以两眉最高点为水平线，下巴最低点为下水平线，之间包括脸的全部信息的部分。参见图 3-1。内脸提取的目的是去除背景、头发等因素的干扰，可以集中处理脸部的信息，有助于提高结果的准确率。要进行内脸的提取，首要问题就是找到脸部的轮廓。AAM 算法正是这样一个匹配算法，它在特征点定位领域得到广泛的应用，通过特征点可以构造完整的人脸。AAM 的前提是图片库的采集。本文利用 FG-NET 人脸库中的样本，从中选取一部分作为本课题的样本。通过训练这些样本，提取出模型，然后定义模型实例与测试图片之间的“距离”进行拟合，本论文使用的距离是模型实例与测试图片对应点的平方和，即欧几里德距离。



图 3-1 内脸图

3.2 AAM 的产生

AAM 模型是可变性模型的一种，它是由主动轮廓模型（snake 模型）发展到主动形状模型（ASM）再发展而来。可变形模型是指对于任意给定图片，如果图片中有与该模型相同的目标物体，则可以根据物体图像的内部和外部特征与模型之间的差异，通过调整模型参数将模型进行变化，其形状和纹理能够与目标物体在一定误差内实现匹配。为了纠正传统的视觉处理由底层到高层的方法，Kass 等人于 1987 年提出主动轮廓模型。它是通过定义模型与目标物体之间的能量函数，使能量函数最小，从而达到匹配。比较适用于处理边界光滑的物体，但是没有利用先验知识。在此基础上 Cootes 等人于 1995 年提出 ASM。即主动形状模型，其方法是从某种物体的图像样本集合中提取出一个物体形状统计模式，同时利用边界点附近的纹理信息^[12]，按照一定算法，找到被定位物体的位置。它使用的纹理是特征点附近的纹理，因此比 snake 模型要准确，但是并没有采用全局纹理特征。在此基础上 Cootes 等人又进一步更新算法，发展到主动表现模型。AAM

同样需要采用统计分析的方法建立先验模型,然后利用先验模型对图像中的目标物体进行匹配运算并采用了图像的全局特征。它们之间的关系如下图:

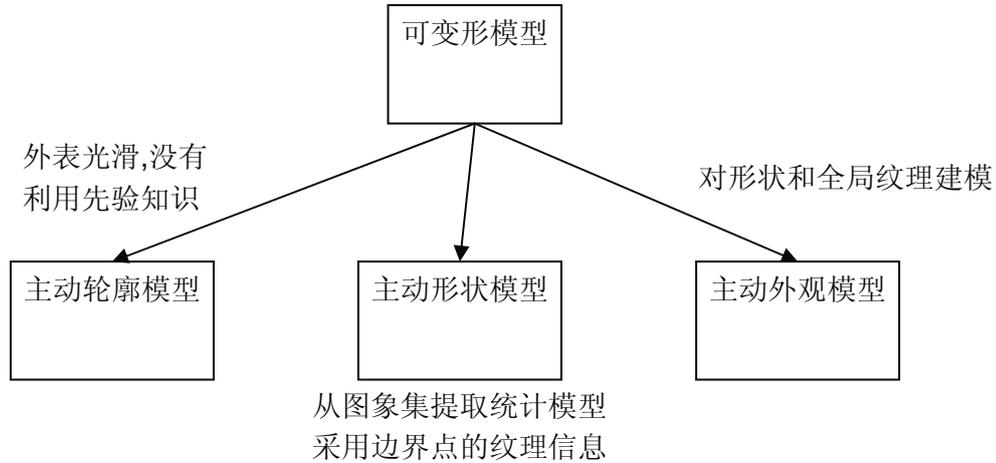


图 3-2 可变形模型关系示意图

3.3 AAM 模型建立

AAM 模型分为形状模型和纹理模型。而 AAM 外观模型实际上是在形状模型中添加适当的纹理形成的。AAM 建模过程包括形状建模,纹理建模和综合模型。而纹理建模需要一些预处理来获得样本集合。

3.3.1. 形状建模

统计模型建立分三步:获取样本图像信息;样本图像归一化处理;统计分析,建模^[13]。获取样本图像信息是选取一组训练集,手动标注特征点的位置 (x,y),在本论文中选取的是 FG-NET 图像库中的一部分作为训练集;而归一化,指的是以某个形状为基准,再对其他的形状进行旋转、缩放和平移以使其尽可能的与基准图像相接近。这样所有的特征点能够对齐,从而消除图像整体形状的影响。本论文中采用的是标准化的方法,即减去期望,除以标准差,如下表达:

设每幅图像标记 p 个特征点,现有 m 个训练样本。 S_i 为样本中的一幅图像,那么第 i 幅图像特征点的集合是 $[x_1,y_1,x_2,y_2,\dots,x_p,y_p]$ 。 S_n 为归一化的结果,则有:

$$S_n = (S_i - t) / \sigma \quad (1)$$

$$t = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m S_i \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (S_i - t)^2 \quad (3)$$

建模：通过 PCA（主成分分析）方法既能够对样本集降维，消除线性相关的向量，又能够构建统计模型。PCA 步骤如下：

协方差矩阵：

$$\Sigma_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})(S_i - \bar{S})^T \quad (4)$$

其中， S_i 为归一化后的形状样本。求协方差矩阵的特征向量矩阵 Φ_s ，对应的特征值矩阵是 Λ_s 那么形状模型可以表示为：

$$S = S_0 + \sum_{i=1}^n P_i \Phi_i \quad (5)$$

其中 S_0 是平均形状， Φ_i 是第 i 个特征值对应的特征向量， P_i 是对应的第 i 个参数。通过调用 OpenCV 中的 calcPCA 函数将会获得平均值、特征向量和特征值。

3.3.2. 纹理获取

利用计算机图形学中纹理映射的方法,对每个表观样本通过已经标记好的外形来获得其纹理的有效区域,建立一个可逆的映射方程式,然后将这个表观区域映射到一个已设定好的基准形状网格。在该网格内进行一致采样,再将它们映射回各自的纹理区域,这样就可以获得归一化的纹理样本^[12]。具体的实现过程是,当完成形状建模后,获得形状的特征向量 Φ_i 和平均形状 S_0 。以平均形状 S_0 为基准形状,进行 Delaunay 三角化,得到基准形状网格。将训练集中每个样本按照标记的特征点进行 Delaunay 三角化,三角化后的形状网格包络的像素就是所要采集的纹理信息。通过分段线性仿射的方法将其映射到基准网格,就获得了每个样本的纹理样本。下面介绍分段线性仿射方法(图 3-3):

设 P_1, P_2, P_3 为样本中一个三角形的顶点, P_1', P_2', P_3' 为基准形状三角形的顶点。

则, 网格内一像素 P 点, 可以用式(6)表示

$$\begin{aligned} P &= P_1 + \beta(P_2 - P_1) + \gamma(P_3 - P_1) \\ &= \alpha P_1 + \beta P_2 + \gamma P_3 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。那么基准网格内的对应点 P' 也可以用类似方法表达, 即

$$\begin{aligned}
 P' &= P_1' + \beta(P_2' - P_1') + \gamma(P_3' - P_1') \\
 &= \alpha P_1' + \beta P_2' + \gamma P_3'
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

由于要映射的 P 点已知， P_1, P_2, P_3 已知，所以可得到 α, β, γ ，从而得到 P' 点。这样，建立的纹理样本对应位置可以对齐，从而消除了旋转、拉伸、位移和外形之间的差异给纹理样本带来的干扰。

Delaunay 三角剖分指得是在一个四边形中画一条对角线，使得分得两个三角形的最小角最大的划分方法。

其具有一下优点：

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。
- 本论文正是基于第二条来归一化纹理区域。

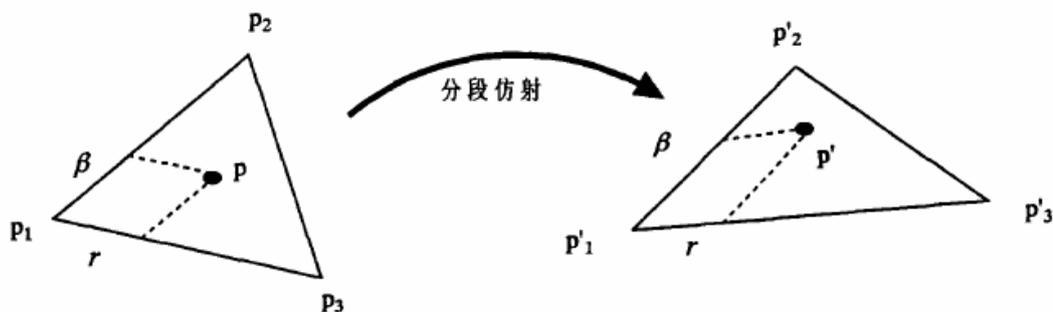


图 3-3 分段线性仿射示意图

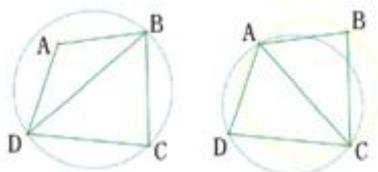


图 3-4 三角剖分画法图

3.3.3. 纹理建模

获得各个样本的纹理采样以后，构建协方差矩阵，做 PCA 分析，得到平均纹理 A_0 和按特征值大小排序后的特征向量 A_i ，与形状模型类似，得到的纹理模

型为： $A(x) = A_0 + \sum_{i=1}^m \lambda_i A_i(x)$ ， $\forall x \in S_0$ 。任意给定纹理参数 λ ，就会得到一个纹理模型实例。

3.3.4. 表观模型

在形状模型中，任意给定参数 P ，获得一个形状实例 S 。然后任意给定一个纹理参数 λ ，获得一个纹理实例，将此纹理根据平均形状 S_0 的控制点映射到 S ，即得到综合模型。

3.4 AAM 拟合

AAM 拟合算法是一种图像对齐算法，当模板图像与输入图像之间误差最小时即达到最佳拟合。论文采用的是反向组合算法。设模板图像 $T(x)$ ，输入图像 $I(x)$ ，其中 $x = (x, y)^T$ 是像素坐标的列向量。

定义能量函数：

$$\sum_{x \in T} [I(w(x; p)) - T(x)]^2 \quad (8)$$

其中， $w(x; p)$ 是模板图像 x 的位置根据形状模型参数 p 映射到输入图像中的位置。更改参数 $p \rightarrow p + \Delta p$ ，则 $w(x, p) \rightarrow w(x, p + \Delta p)$ 。由于更新 p 使得每次都需要重新建模并作 PCA 变化，使得计算量较大，因此用 $w(x, p) \leftarrow w(x, p) \circ w(x, \Delta p)^{-1}$ 的变化来更新函数。现利用反向组合算法，将式(8)中的模板和输入图像对调，这样求式(8)的最小值就转化为求式(9)的最小值。

$$\sum_{x \in T} [T(w(x, \Delta p)) - I(w(x, p))]^2 \quad (9)$$

泰勒展开后，得到式(10)。

$$\sum_{x \in T} \{T(w(x,0) + \nabla T \frac{\partial w}{\partial p} \Delta p - I(w, p))\}^2 \quad (10)$$

对公式(10)求导，并使导式为 0，则

$$\Delta p = H^{-1} \sum_{x \in T} [\nabla T \frac{\partial w}{\partial p}]^T [T(x) - I(w(x, p))] \quad (11)$$

其中 H 是 Hessian 矩阵, $H = \sum_{x \in R} [\nabla T \frac{\partial w}{\partial p}]^T [\nabla T \frac{\partial w}{\partial p}]$, ∇T 是对模板求梯度, $\frac{\partial w}{\partial p}$ 是

$w(x,p)$ 点的 Jacobian 式, 这样 Hessian 矩阵和梯度与 Δp 无关, 可以提前计算, 从而降低了计算量。由于形状模型建模过程中屏蔽了拉伸、旋转、位移的影响, 而拟合过程需要这些姿态变化, 因此本论文定义函数 $N(x,q)$ 来表示这种全局的姿态变化。

$$N(x, q) = \begin{pmatrix} (1+a) & -b \\ b & (1+a) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (12)$$

其中 $q = (a, b, t_x, t_y)$, a, b 与全局的拉伸 K , 旋转角度 θ 有关:

$a = k \cos \theta - 1, b = k \sin \theta$ 。 t_x, t_y 分别是 x, y 方向的位移。因此, 能量函数可以表示为:

$$\sum_{x \in S_0} \left[A_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i A_i(x) - I(N(w(x, p), q)) \right]^2 \quad (13)$$

其中, λ 是表观参数, 它控制 AAM 表观模型的变化; p 是形状参数, 它控制形状模型的变化; q 是全局变形参数, 它控制全局姿态变化。

3.5 内脸提取

通过计算能量函数的最小值, 获得一个表观模型的实例, 将此实例的边界作为输入图像的边界, 提取出其包含的区域即为最终的内脸。

3.6 实验结果

本论文共测试了 923 个图像, 其中模型变形偏差的有 64 幅图像, 不能正确缩放的有 1 幅。所以正确检测率为 92.5%。

提取内脸恰当的图像结果如下:



图 3-5 输入图



图 3-6 内脸结果图

模型变形偏差的图像如下：

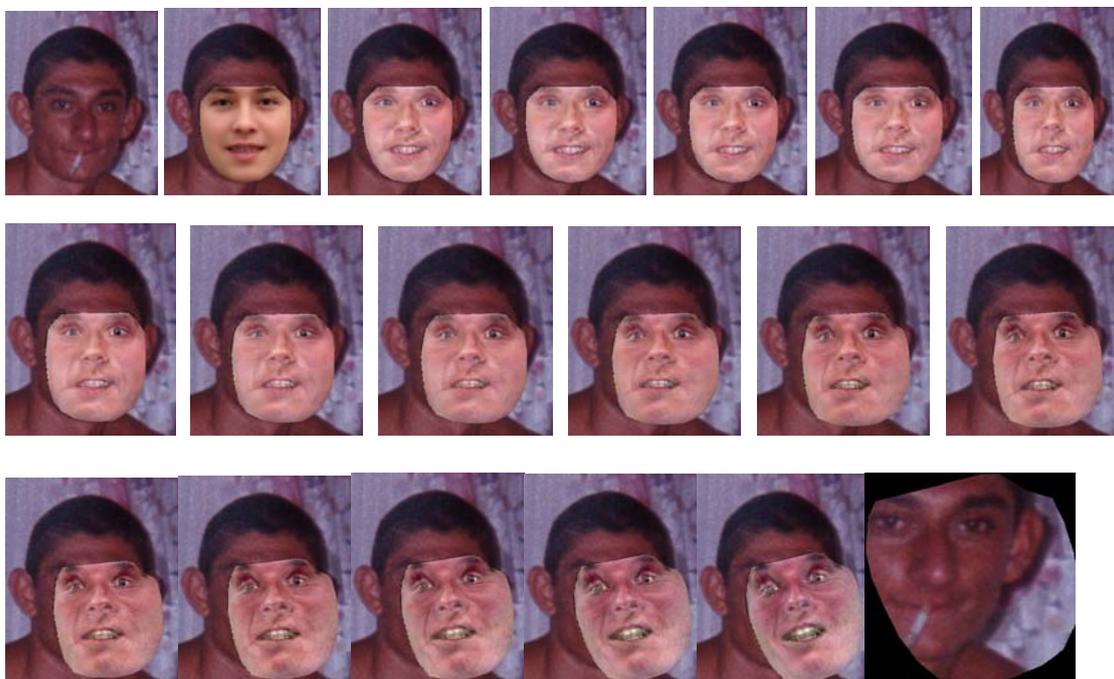


图 3-7 模型旋转偏差图

缩放偏差如下图：



图 3-8 模型缩放偏差图

3.7 小结

AAM 方法充分利用训练样本的目标物体的纹理灰度值，并对其进行统计分析，具有很高的通用性和快速性。由于主动表观模型采用了目标物体的内部纹理特征，其定位能力更加健壮，同时具有更高的准确性。测试试验表明了用 AAM 方法进行目标定位的有效性。然而，AAM 方法进行定位也存在一定的局限性。从定位实验的结果可以看出模型的初始位置对迭代结果有一定的影响，如果初始位置放得不好，会导致定位算法难以收敛，从而使得定位结果会有较大偏差。另外，如果遇到目标物体内部噪声很大的情况，例如人脸被物体遮盖，其纹理状况就有很大差异。一个可行的方法是仅仅利用人脸轮廓一定宽度的带状纹理，产生带状纹理模型，能够提高定位速度，减少内部噪声对定位的影响。由于试验用的是欧几里德距离来表示能量函数，对一些特殊姿态的图像，即使做了全局的姿态变化，使得能量函数最小，依然不能能正确的检测。这就要求能量函数需要在一定范围内使用欧几里德距离，其它部分要寻找更恰当的函数来表达拟合程度。

第四章 基于贝叶斯的皱纹检测

本论文将皱纹分为两类，即皱纹和非皱纹。皱纹的检测是在人脸图像中检测到皱纹并将其提取出来。本章分为贝叶斯理论，基于贝叶斯皱纹检测的实现，测试及评价。

4.1. 模式识别理论

本文的模式指的是在时间或空间上可观察的物体之间是否相近或相似。贝叶斯属于统计学理论，基于统计方法的模式识别系统主要由 4 部分组成：数据获取、预处理、特征提取、分类决策^[14]。数据获取就是从外部可观察的对象进行数字描述的过程。通常用到的包括二维图像、波形、物理参数等。本论文中我们用二维图像的纹理值作为原始数据，并将它们构成矩阵形式；预处理是模式识别的第一步，它指的是将原始对象从环境中提取出不受外部环境干扰的样本。其目的是去除噪音，加强有用的信息。一般说来，预处理的功能包括消除或者减少模式采集中的噪声及其它干扰，以便提高信噪比、清除或减少数据图像模糊及几何失真，提高清晰度、改变模式的结构。将非线性的模式转变成线性的模式、图像的滤波，变换，编码、标准化等都可以归类于预处理工作。本论文中的预处理包括构建内脸去除噪音，归一化图像进行标准化；而特征提取的目的是找出对象中反应类别本质的特征。通常样本对象的数据量很大，如果不进行有效的降维和提取特征，不仅会造成数据冗余，还会导致计算量过大。特征提取后，分类决策将基于特征子空间进行，而不是使用原始数据，因此这就要求特征提取后使得分类错误最小；最后是分类决策。分类决策就是在特征空间中用统一方法把被识别对象归为某一类别。基本做法是在样本训练集基础上确定某个判决规则，使按这种判决规则对被识别对象进行分类所造成的错误识别率最小或引起的损失最小。对于好的模式识别算法，在特征空间上必然有好的分类算法来减少分类的错误率。而且在特征空间充分地反应模式空间的程度也决定分类的错误率。因此错误率的降低是模式识别研究的中心问题。

4.2. 贝叶斯理论

贝叶斯决策是一种统计模式识别决策法，它有如下基本假定：

1. 各类别总体的概率分布是已知的；
2. 被决策的分类数是一定的；
3. 被识别的事物或对象有 d 个特征观测值 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_d$ ，它们的所有

可能取值构成 d 维空间, 称 $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_d]^T$ 为 d 维特征向量, T 表示转置^[14]。

贝叶斯属于模式识别理论, 它是一种解决分类问题的方法。其基本思想上首先求出样本中的类别概率, 然后求出各属性在各类别下的条件概率, 给定一个实例, 将各属性值的条件概率连乘再乘以类别概率, 即是给定实例分类的依据。本文以图像灰度值作为各个属性, 作 PCA 变化求出一组正交基, 从而获得特征子空间。通过观察, 图像灰度值可以近似看做服从正态分布, 因此其概率密度为高斯模型^[15], 公式如下:

$$P(I | \Omega) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \frac{y_i^2}{\sigma_i^2}\right)}{(2\pi)^{N/2} \prod_{i=1}^N \sigma_i} \quad (14)$$

其中, I 为任意图像, Ω 为一个分类, y_i 为图像的每一维度在特征向量上的投影, σ_i 为图像的每一维度的方差。根据 PCA 的公式可得, $\sigma_i^2 = \lambda_i$, λ_i 是特征值。如果样本个数 $T <$ 样本维数 N , 那么只有 T 个特征向量对应的特征值非 0。其他的部分是冗余信息, 因此可以舍去。则, 公式转化为:

$$P(I | \Omega) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \frac{y_i^2}{\sigma_i^2}\right)}{(2\pi)^{N/2} \prod_{i=1}^T \sigma_i} \quad (15)$$

如果样本个数 $T >$ 样本维数 N , 那么会有 N 个特征向量对应的特征值非 0。此时截取前 M 个特征向量近似估计整体的向量, 其他向量特征值的和 < 0.1 , 通常认为是噪音数据。那么, 对于 $T < N$ 的情况, 又会出现 $M < i < N$ 时, 特征值为 0, 从而 $\lambda_i = 0$ 使分母为 0, 无法计算。因此把公式(12)转为可计算和不可计算两部分, 不可计算我们采用近似替代。公式如下:

$$P(I | \Omega) = \underbrace{\frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\sigma_i^2}\right)}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \sigma_i}}_{\sigma \text{ 可计算}} \cdot \underbrace{\frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\sigma_i^2}\right)}{(2\pi)^{(N-M)/2} \prod_{i=M+1}^N \sigma_i}}_{\sigma \text{ 不可计算}} \quad (16)$$

对不可计算的那一部分, 考虑到 λ 足够小, 但是舍去会导致计算错误, 因此用均值

$$\rho = \frac{1}{T - M} \sum_{i=M+1}^T \lambda_i \text{ 代替 } \lambda_i, \text{ 这样公式转化为:}$$

$$\begin{aligned}
 P(I|\Omega) &= \frac{\exp(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\sigma_i^2})}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \sigma_i} \cdot \frac{\exp(-\frac{1}{2} \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\rho})}{(2\pi)^{(N-M)/2} \prod_{i=M+1}^N \rho^{1/2}} \\
 &= \frac{\exp(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\sigma_i^2})}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \sigma_i} \cdot \frac{\exp(-\frac{1}{2} \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\rho})}{(2\pi\rho)^{(N-M)/2}}
 \end{aligned} \tag{17}$$

此时对不可计算的部分，没有特征向量，所以 y 不可计算。

通过 $\sum_{i=M+1}^N y_i^2 = \sum_{i=1}^N y_i^2 - \sum_{i=1}^M y_i^2$ ，且 $\sum_{i=1}^N y_i^2 = Y^T Y = (\Phi \bullet I)^T (\Phi \bullet I) = \|I\|^2$ ，

并设 $\varepsilon^2(I) = \sum_{i=M+1}^N y_i^2$ ，则公式可以转化为：

$$P(I|\Omega) = \frac{\exp(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\sigma_i^2})}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \sigma_i} \cdot \frac{\exp(-\frac{1}{2\rho} \varepsilon^2(I))}{(2\pi\rho)^{(N-M)/2}} \tag{18}$$

去掉公共部分，则

$$P(I|\Omega) = -\sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} - \frac{1}{\rho} \varepsilon^2(I) \tag{19}$$

由此乘以类别概率即可判断属于哪个类别。

4.3. 基于贝叶斯皱纹检测的实现

实现流程可以用图 4-1 来表示

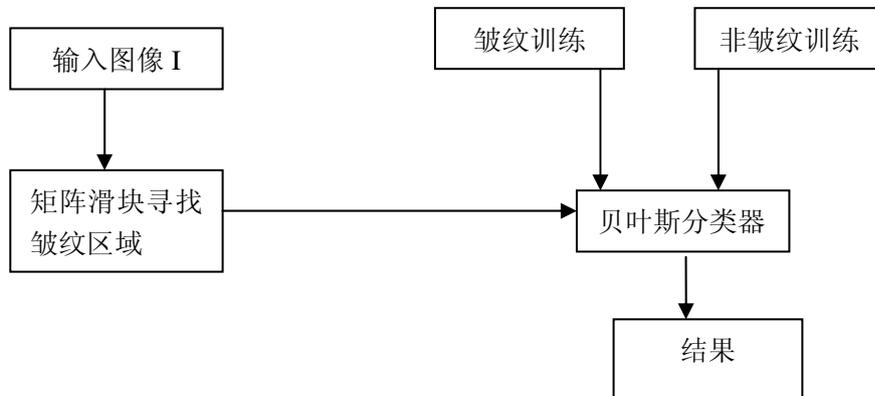


图 4-1 检测皱纹流程示意图

输入一幅图像 I ，首先定义一个滑块在其上滑动，以滑块区域作为输入图像，根据贝叶斯分类器判断滑块区域是否为皱纹，如果是皱纹，则保存滑块区域。最后进行组合拼装。当然首先需要将图像转化为灰度图像来使数据一致。算法伪代码如下：

1. 输入待测图像。
2. 定义 $N*N$ 的矩形 ROI 区域 I 。
3. 将 I 的灰度值转化为列矩阵。
4. 读入皱纹样本 $I1$ 集合。
5. 将皱纹样本的纹理值构成矩阵，每列表示一幅图像。
6. 构建协方差矩阵。
7. 计算特征值 $r1$ 和特征向量 $v1$ 。
8. 读入非皱纹样本 $I2$ 集合。
9. 将非皱纹样本的纹理值构成矩阵，每列表示一幅图像。
10. 构建非皱纹矩阵的协方差矩阵。
11. 计算特征值 $r2$ 和特征向量 $v2$ 。
12. 将 $I1$ 分别投影到皱纹样本空间和非皱纹样本空间。
13. 分别计算两个空间下的概率 $P1, P2$ 。
14. 比较 $P1$ 和 $P2$ ，哪个大，则 $I1$ 输入哪个分类。
15. 将所有的皱纹矩形块对应位置组合起来，形成皱纹灰度图像。
16. 结束。

4.4. 测试

由于皱纹检测并没有检测准确的判断依据，因此只能通过观察法了解是否能够检测准备。输出图像是通过每个分类为皱纹的滑块按在原来图像的位置进行组合而成的灰度图像。在非皱纹区域，没有进行提取，因此其位置是黑色空白，通过试验可知粒度控制在一定范围准确率相对要高。皱纹样本是在人脸图像上截取，为了保证全面性，要考虑到不同年龄段，不同部位，不同方向，不同性别的皱纹。而非皱纹样本需要考虑人脸器官、光滑皮肤、非皮肤以及类似皱纹的其他物体，比如树皮，水波纹等。

以下是对老中青三个年龄段图像的测试，输出结果如下：

老年人的检测：

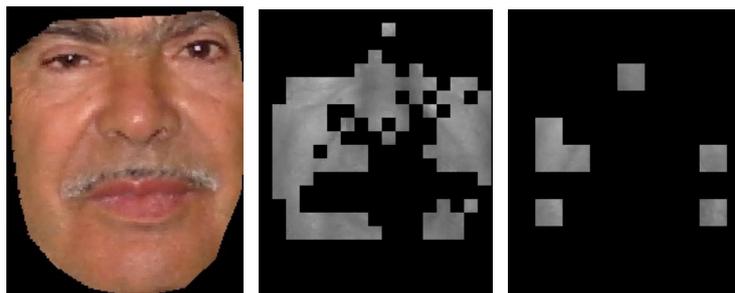


图 4-2 老年人 10*10, 20*20 滑块大小的输出结果图

儿童的检测：

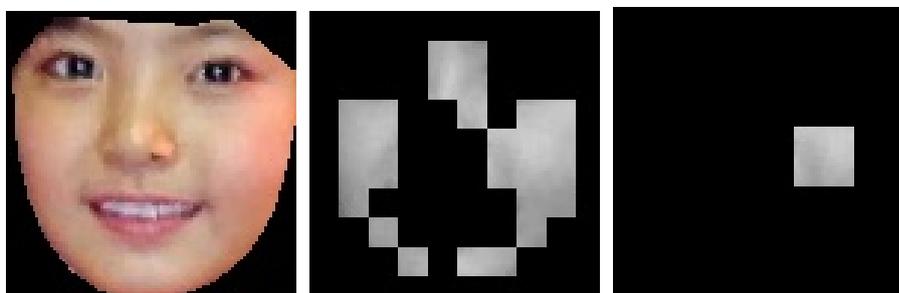


图 4-3 儿童检测 10*10, 20*20 滑块的检测结果图

青年人的检测：

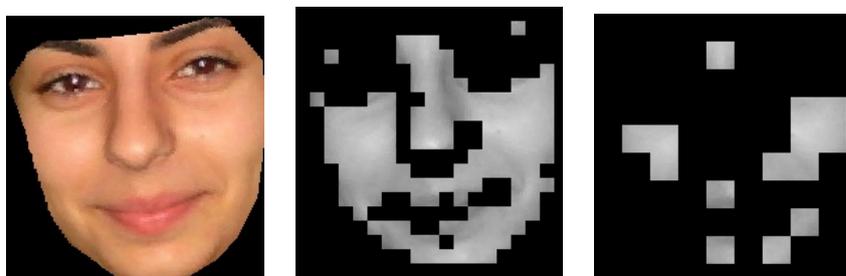


图 4-4 青年人 10*10, 20*20 滑块的检测结果图

中年人的检测：

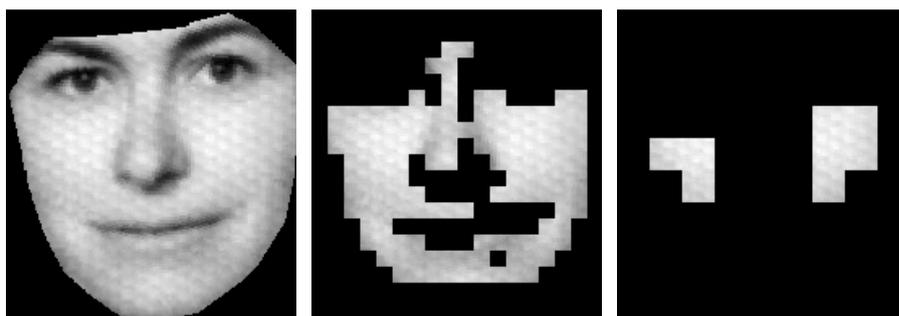


图 4-5 中年人 10*10, 20*20 滑快的检测结果图

4.5. 评价

可以发现,从童年到中年到老年皮肤皱纹逐渐变多,这符合我们的主要判断,但是在童年图像上还发现一些皱纹,这显然是检测错误。这是由于算法首先判断滑块是否是皱纹来进行的,然后进行拼接。这样对于一些边界不规则的部分,本论文进行了舍弃。同时,虽然贝叶斯算法具有自适应能力,可以通过向样本中添加新的皱纹或非皱纹从而提取或屏蔽新的样本类型,但是贝叶斯不能保证 100% 的检测准确。当然正是因为它基于先验知识,所以样本集合是否全面成为限制贝叶斯算法好坏的主要因素。而且在贝叶斯分类过程中,用到的是图像的纹理信息。纹理会受到光照的影响,要消除这些影响,可以用 gabor 小波特征来代替纹理特征。同时可以仅仅局限在眼睑、脸颊、嘴角等关键皱纹区域进行检测来提高检测准确率。

第五章 总结与展望

5.1. 总结

在我的课题中，做了以下工作：

1. 人脸检测，获得人脸的初始位置，这部分主要应用人脸图像库 OpenCV 中的人脸分类器进行检测。

2. 实现了 AAM 模型算法，目的是消除背景、头发等噪音数据的影响。

3. 单高斯模型贝叶斯分类器

除此，还调研了 snake 模型、ASM 模型、AAM 模型在内脸提取上的优缺点，并最终选择 AAM。测试了约 1000 幅图像，并对它们进行内脸提取，并给出提取准确率。

5.2. 展望

在做这个课题过程中，发现算法存在一些不足，现给出总结，并展望改进办法。

目前 AAM 算法的样本特征点需要手动标注，当样本空间非常大时往往不实用。而用自动标注的特征点往往不准确。因此需要寻找更恰当的标注特征点算法。

AAM 算法提取内脸的结果存在模型全局变形偏差致使结果错误。这一部分包括旋转、位移、缩放。具体原因是不正确的全局变形恰能使能量函数最小，因此未来的工作可以寻找合适的能量函数。

在皱纹提取中本论文采用图像纹理作为特征，灰度值近似为服从正太分布，但是提取结果不好，在前人的一些研究中，利用 gabor 特征来代替灰度值，利用多高斯模型来代替单高斯模型，这样检测的结果更准确。

参考文献

- [1]李英, 赖剑煌, 阮邦志. 多模板 ASM 方法及其在人脸特征点检测中的应用[J]. 计算机研究与发展, 2007 年, 01 期: 133-140 页.
- [2]肖明坤, 王厚大. 一种基于肤色分割的彩色图像人脸检测算法[J]. 电子工程师, 2007 年, 第 3 期: 40-42 页.
- [3]伍文峰, 王虎帮. 基于模板匹配的目标识别算法的设计与实现[J]. 计算机应用, 2006 年, 第 26 卷: 133-135 页.
- [4]刘振, 吴鹏, 陈月辉. 基于 PCA 和神经网络的人脸识别[J]. 山东科学, 2006 年, 第 4 期: 63-67 页.
- [5]杨斌. 人脸特征提取的研究[D]. 天津: 天津大学, 硕士学位论文, 2008.
- [6]李云峰. 基于 Gabor 小波变换的人脸识别[D]. 大连: 大连理工大学, 博士论文, 2005.
- [7]Young Ho Kwon and Niels da Vitoria Lobo. Age classification from Facial Images[J]. Proc. CVPR, Seattle, Washington, USA, 1994: 762-767.
- [8]Cootes TF, Taylor CJ. Statistical Models of Appearance for Computer Vision[EB/OL]. 2002.
- [9]耿续涛, 刘辉, 刘鑫. 支持向量机在人脸识别中的应用研究[J]. 山西电子技术, 2007 年, 第 1 期: 46-49 页.
- [10]邵平, 杨路明, 黄海滨等. 基于积分图像的快速模板匹配[J]. 计算机科学, 2006 年, 第 33 卷: 225-229 页.
- [11]彭进业, 王大凯, 俞卞章等. 基于小波分解系数的贝叶斯人脸识别方法[J]. 光子学报, 2001 年, 第 30 卷, 第 10 期: 1263-1269 页.
- [12]章秋生, 徐涛. 基于主动表观模型(AAM)的图像中物体的定位方法研究[J]. 计算机应用, 2004 年, 第 24 卷: 138-140 页.
- [13]周凌. 基于 AAM 的人脸特征点定位方法研究[D]. 湖南: 湖南大学, 硕士学位论文, 2005.
- [14]唐杰. 基于贝叶斯策略的人脸识别研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 硕士学位论文, 2006.
- [15]王静. 基于贝叶斯的人脸识别[D]. 郑州: 郑州大学, 硕士学位论文, 2006.
- [16]陈颖. 基于特征的人脸检测系统的设计与实现[D]. 天津: 天津大学, 硕士学位论文, 2007.

致 谢

本论文是在何张坤龙、何英华老师的精心指导和亲切关怀下完成的。值此论文完成之际，我对张老师、何老师在百忙之中对我的辛勤培养和教导表示衷心的感谢！在做毕业设计期间，张老师、何老师一直关心课题的进展，并提出了很多意见和建议，使我对课题的认识不断深入。

在论文的完成过程中，同在一个课题小组的同学对我的工作提出了许多宝贵的建议，他们在论文和编程方面给了我很多的指点和帮助，在此深表谢意。

同时感谢我的父母，感谢他们对我的学业、生活给予的关心和支持！

最后感谢天津大学四年来对我的教育和培养，今后无论本人从事什么工作，一定秉承天大校训实事求是的做事！