

基于改进的 ASM 方法的人脸特征点检测

孙延鹏¹,傅蓉²

SUN Yan-peng¹,FU Rong²

1.青岛大学,山东 青岛 266071

2.上海中科院 计算技术研究所,上海 201203

1.Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China

2.Shanghai Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China

E-mail: meng_yu_sun@163.com

SUN Yan-peng, FU Rong. Face feature points detection based on refined ASM. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(10): 163-165.

Abstract: In view of the traditional Active Shape Model (ASM) method's flaw and insufficiency, the paper proposes several improvements methods. The traditional ASM method carries on the characteristic search using of the initial point which has provided using the person face examination; in the improved algorithm, the paper has used the method of pupil orientation on the initialization and adopted improvement methods of edge restraint, auto-adapted length of stride to effectively improved the ASM method performance. The experimental result indicates that, the improved ASM method has a bigger enhancement in the accuracy and robustness.

Key words: Active Shape Model(ASM); pupil orientation; edge restraint; auto-adapted length of stride; face recognition

摘要:针对传统的 Active Shape Model(ASM)方法的缺陷与不足,提出了几点改进的方法。传统的 ASM 方法利用人脸检测提供的初始位置进行特征搜索;在改进算法中,利用了瞳孔定位的方法进行初始化,并采取了边缘约束,自适应步长等改进方法,有效地改善了 ASM 方法的性能。实验结果表明,改进的 ASM 方法在准确性和鲁棒性上有较大提高。

关键词:主动形状模型;瞳孔定位;边缘约束;自适应步长;人脸识别

文章编号:1002-8331(2008)10-0163-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP31

在人脸图像中,由于器官分布的复杂性以及不同人、不同姿态、不同表情的变化的影响,使得人脸面部特征的定位成为一个具有挑战性的课题。近年来,提出很多方法用来处理人脸定位问题,如 Active Shape Models(ASM)和 Active Appearance Models(AAM)等。相对而言,ASM 和 AAM 都取得了较好的匹配结果。其中 ASM 在特征点定位的精度和准确度上都要优于 AAM,然而 ASM 方法对初值非常敏感,不同初始位置的匹配结果可能完全不同,而且,标准的 ASM 方法很难对人脸图像中每一个特征点都得到比较理想的匹配结果。

针对以上问题,本文通过精确的瞳孔定位方法来提高模型初始定位的准确性,采用了基于重心模板的自动瞳孔定位方法和手动标定两种方式来确保瞳孔定位的准确性。而且在匹配过程中,利用边缘信息改进马氏距离和自适应步长确定策略来改进局部特征点搜索,取得了很好的匹配结果。

1 ASM 方法简介

Cootes^[1-3]提出了主动形状模型(ASM)的方法并把它应用于医学图像处理中。主动形状模型方法的主要特点在于应用统计

的方法来对某一类目标图像建立模型,通过在模型中引入待提取目标物体的先验知识,限制特征搜索结果在模型可能的变化范围内。这一特点使它适用于对同一类物体(例如人脸图像)形状特征的搜索。近年来,针对不同的应用环境及范围对主动形状模型方法提出了许多改进^[4-8]。本文研究的是基于主动模型的人脸特征定位以及对主动形状模型所做的改进。

主动形状模型是一种基于统计模型的图像搜索方法,通过对具有一定代表性的同一类目标物体图像进行统计来进行建模。利用 ASM 模型进行人脸模型匹配的工作分为两步,第一步是根据试训练集中的数据训练模型,第二步是利用训练出的模型指导对图像的搜索以获取目标物体形状信息。第一步要建立两个模型:(1)反映目标物体图像二维形状变化规律的形状统计模型,(2)反映特征点局部区域的灰度变化规律的局部纹理模型。第二步称为目标搜索过程,利用先验知识进行模型初始定位,然后利用局部纹理模型进行特征点搜索,并利用形状模型对形状进行合理地按近似调整。

ASM 整个搜索过程中,通过分析得到的收敛结果以及一些中间过程的结果可见经模型初始化之后,模型与人脸的匹配

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60303018)。

作者简介:孙延鹏(1976-),女,硕士,主要研究方向:计算机图像及其应用;傅蓉(1978-),女,硕士,主要研究方向:计算机图形学。

收稿日期:2007-09-25 **修回日期:**2007-12-27

并不是很理想,需要经过多次循环才能最终达到较理想的收敛结果。

2 ASM 方法的改进

通过对 ASM 方法进行仔细分析和多次实验,发现初始模型定位的好坏,局部特征点搜索策略是影响 ASM 的效果的关键因素。为了得到准确的人脸匹配效果,本文作了如下改进:第一通过精确的瞳孔定位来提高模型初始定位的准确性,这里采用基于重心模板的自动瞳孔定位方法和手动标定两种方式来确定瞳孔定位的准确性;第二通过利用边缘信息改进马氏距离和自适应步长确定策略来改进局部特征点搜索。

2.1 瞳孔的精确定位

在一幅人脸图像中,瞳孔因为其灰度值较低,因而成为最容易准确定位的部分,同时瞳孔位置的确定不仅确定了整个脸形的位置,而且对于整个人脸图像的尺寸也可以进行较为合理地确定,因此利用瞳孔的位置作为 ASM 模型初始化是非常理想的。本文采用的瞳孔定位算法的主要过程如下(本文以人脸图像右侧的瞳孔为例进行阐述,同理可以定位到左侧的瞳孔):

(1)利用基于重心模板的人脸检测方法,对图像进行人脸检测。该方法提供了人脸图像的区域(如图 1(a)),在此区域中可以估计到鼻尖的大致位置 (x_0, y_0) ,以此位置作为初始位置来进行瞳孔定位。

(2)以此位置作为一矩形框的左下顶点,该矩形框的长宽比及其相应的长度可由人脸检测给出的尺寸来确定,在初始的矩形框内不包含瞳孔区域(图 1(b)中的小矩形)。首先对图形进行平滑处理,然后计算该初始矩形范围内像素的平均灰度值 I_{mean} 。 w_0 和 h_0 分别为初始矩形框的长度与宽度。

$$E = \sum_{\substack{x_0 \leq x < x_0 + w_0 \\ y_0 \leq y < y_0 + h_0}} I(x, y) \quad (1)$$

$$I_{mean(0)} = \frac{1}{w_0 h_0} E_0 \quad (2)$$

(3)在保证矩形框的长宽比不变的情况下,向右上方以一个像素的步长延伸矩形。在矩形的右侧和上侧的边线上找到灰度值最小的像素点(平滑处理过的图像),将其灰度值记为 I_{min} 。

(4)计算矩形框平均灰度值与矩形右侧和上侧边线上的最小灰度值的差值,并与一特定域值 D (统计得到)进行比较。如果 $I_{mean} - I_{min} < D$,认为该矩形框尚未到达矩形区域,应继续进行矩形延伸。若 $I_{mean} - I_{min} \geq D$,则认为矩形框边缘已经到达瞳孔区域。

(5)根据具有最小灰度值的像素点位置,判断出瞳孔所在的大致区域。

(6)在此区域中,对所有像素点在某一固定矩形范围内进行高斯卷积计算,这个矩形框的长度和高度可由人脸检测提供的尺寸来确定。选取卷积后的图像中像素灰度值最小的点作为瞳孔中心点。

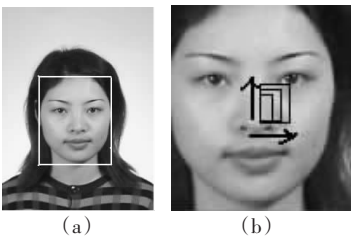


图1 人脸检测和瞳孔的定位示意图

2.2 利用瞳孔进行模型初始化

对大多数人来讲,瞳孔距离的大小和整个人脸尺寸存在较好的正比关系,因此利用瞳孔定位的结果进行模型初始化是比较理想的。本文中的瞳孔定位方法,可以对 90% 以上的图像(包括一定的面内和面外旋转)得到准确的定位效果。因此可以选定瞳孔位置作为初始位置来对主动形状模型中的平均形状模型进行初始化。即使在瞳孔定位不够准确的少数情况,同根据人脸检测的结果直接估计的结果相比,其偏离的程度也并没有下降。可见,用本文的瞳孔定位方法得到的结果进行 ASM 平均模型初始定位是较为理想的。令平均模型中左、右瞳孔的坐标为 (x_1', y_1') 和 (x_2', y_2') (如图 2(a)所示),且有 $y_1' = y_2'$ 。对图像进行瞳孔定位得到的左、右瞳孔的坐标为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) ,可以计算出平均模型初始化应进行的角度旋转 θ 和尺度变化值 s 。

$$\theta = \arctan \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (3)$$

$$s = \frac{\sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}}{\sqrt{(y_2' - y_1')^2 + (x_2' - x_1')^2}} \quad (4)$$

利用旋转角度 θ 和尺度值 s 对平均模型进行角度旋转和尺度缩放,在计算平移的坐标值就可以将平均模型经同比例的缩放和旋转平移到图像中定位瞳孔点的相应位置(如图 2(b))。



图2 瞳孔定位和模型初始化结果

在大多数情况下,按照瞳孔定位的位置进行模型初始化都可以得到较为理想的初始状态,大多数特征点距离理想的位置已经比较近,因此,在后续搜索中都会得到较为理想的匹配效果。可见,瞳孔定位方法在模型初始中的应用,会提高人脸特征定位精度。

2.3 利用边缘信息改变局部搜索方法

在人脸图像中许多特征点处于边缘信息较强的位置上,尤其是人脸外轮廓上的特征点。因此,可以利用边缘信息来改变特征点搜索过程的权值,使边缘信息较强的像素点被选为最佳候选点的可能性更大。

首先对图像进行索贝尔边缘提取,水平方向的算子

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \text{ 垂直方向的算子 } \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 这样就得到的边缘图}$$

像如图 3 所示。从中可以看出,轮廓及眼睛嘴巴等区域上的特征点都具有较强的边缘信息。



图3 sobel 边缘提取结果

然后利用边缘值对最佳匹配的距离进行改进。在 ASM 特征点匹配过程中,通过式(5)计算训练得到的平均灰度导数向量与候选点的灰度导数向量之间的马氏距离 d 来判断最佳匹配点。

$$d=(g'_i-\bar{g}_i)^T C_i^{-1} (g'_i-\bar{g}_i) \quad (5)$$

为使边缘信息较强的候选点计算出的马氏距离 d 有较小的值,对式(5)作了如下改进:

$$d=(c-k)(g'_i-\bar{g}_i)^T C_i^{-1} (g'_i-\bar{g}_i) \quad (6)$$

其中 k 为 sobel 算子得到的边缘值, c 为一常数, c 的取值可通过统计的方法得到,本文中取 325,可对测试集中的图像可取得最佳的匹配结果。通过以上的改进,对于边缘信息较强的像素点,被选为最佳匹配点的可能性得到了提高。

由于在人脸图像中人脸外轮廓以及眼睛眉毛等位置具有较强的边缘信息,对于这些区域的特征点在搜索过程中,作式(6)的改进后,特征点搜索到正确位置的概率较原方法有了提高。如图 4 所示,(a)和(b)分别为对人脸外轮廓上的边缘点加边缘约束前后的匹配结果。在(a)图中轮廓上的许多点没能得到准确的搜索结果,加了边缘约束后得到了明显的改善(如图 4(b)所示)。可见边缘约束的引入改善了边缘信息较强处的特征点的匹配效果。

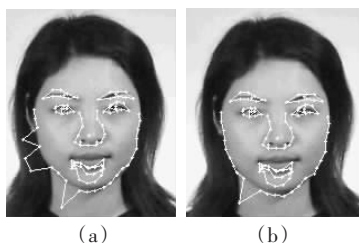


图 4 利用边缘信息进行改进的效果

2.4 多策略自适应步长的确定

在特征点匹配过程中,搜索步长的确定是非常重要的。若步长过小,则可能在搜索范围内并不包含正确的待搜索点,因而无法得到正确的匹配结果。若步长过大,由于在较大的范围内包含与训练模型灰度分布类似的点(并非真正的待搜索点)的可能性也随之增大,因此得到错误搜索结果的可能性也就更大,最终导致匹配结果准确性的下降。可见步长的选择存在一定的矛盾性,一方面希望步长大些,另一方面又不能太大。在标准的 ASM 算法中,利用多分辨率的策略较为理想的解决了这一矛盾。

对于本文中瞳孔定位准确的情况,由于初始定位的结果已经较为理想,可以选择适当的步长来得到较理想的结果。对于眼睛区域由于初始定位的结果已经比较接近实际的位置,因此可以选择较小的搜索步长,就可以得到较为理想的搜索结果。而其他的一些特征点也都可以根据其偏离程度的大小来确定适当的步长。另一方面,由于不同的迭代次数中,特征点偏离的程度也不同的。在较前面的迭代搜索中特征点的偏离程度比后面的迭待中的偏离程度要大。因此随着迭代此数的增加搜索的步长应逐渐减小,以保证得到较高的搜索精度。

3 结束语

对基于 ASM 的人脸特征点检测程序的功能测试中,采用

300 幅图像的人脸库进行性能评测。该人脸库包含不同年龄、不同性别(男女比例大约为 2:1)、不同姿态、不同表情的人脸图像。姿态的变化大约在 25° 范围内。表情主要包含笑、惊讶等表情。首先,利用人脸特征点标定工具将这 300 幅图像进行标定。然后利用这些标定好的图像进行性能评测。在形状统计模型和局部纹理模型的建立中,定了近 500 幅包含上述变化的人脸图像(与上述测试人脸库不重复)。

对于标准 ASM 算法,利用人脸检测提供的初始位置进行的特征搜索。在改进算法中,利用了瞳孔定位的方法进行了初始化,并采取了边缘约束,自适应步长等改进方法。定位误差的计算,利用标定好的形状和搜索得到的形状来计算它们之间的平均像素差值

$$E=\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \text{dist}(P_{ij}, P'_{ij}) \right) \quad (7)$$

其中 N 为所采用的测试人脸库中图像数(本实验中为 300), n 为所有特征点的个数(本实验中为 103), $\text{dist}(p_1, p_2)$ 表示两个点之间的欧氏距离, P_{ij} 表示搜索得到的特征点, P'_{ij} 表示标定好的特征点。得到的点平均误差可以直接反应出特征定位结果的好坏。

表 1 试验结果的比较

方法	点平均误差	改进
标准 ASM	6.14	-
边缘约束	6.11	1.40%
瞳孔初始定位	6.06	3.73%
改进的 ASM	6.03	5.14%

表 1 给出了标准 ASM 方法,以及改进 ASM 方法的特征定位的平均误差,同时对边缘约束和区域约束的改进方法也进行了单独的评测。从得到的数据可以看出所提出的包含边缘约束和区域约束在内的改进方法是有效的,较标准的 ASM 方法有了一定的提高,从而提高了特定人脸模型的匹配功能的自动化。

参考文献:

- [1] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape models—their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38–59.
- [2] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active appearance models[C]// Proc of ECCV, 1998: 231–236.
- [3] Cootes T F, Walker K N, Taylor C J. View-based active appearance models[C]// Proc of ICFGR, 2000: 227–232.
- [4] Li Ying, Lai J H, Yuen P C. Multi-template ASM method for feature points detection of facial image with diverse expressions[C]// The 7th FGR Southampton, UK, 2006.
- [5] Chen Chun, Zhao Ming, Li S Z, et al. Parameter optimization for active shape models[C]// the 6th Asian Conf on Computer Vision, Jeju, Korea, 2004.
- [6] 陶亮, 庄镇泉. 复杂背景下的自动人眼定位[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2003, 15(1): 38–42.
- [7] 侯云舒, 付中华, 张艳宁, 等. 基于改进 ASM 的人脸特征点提取[J]. 计算机应用研究, 2006(11): 255–257.
- [8] 周东生, 张强, 魏小鹏. 人脸动画中语音可视化算法研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(9): 36–39.