

# 基于肤色信息与宽度优先搜索的 AAM 人脸特征定位算法

薛 卫<sup>1</sup> 梁敬东<sup>1</sup> 林金星<sup>2</sup>

(南京农业大学计算机系 南京 210095)<sup>1</sup> (南京邮电大学自动化系 南京 210003)<sup>2</sup>

**摘要** 提出了一种结合肤色信息与宽度优先搜索的 AAM(Active Appearance Models)人脸检测算法。该算法充分利用彩色人脸图像中的肤色信息,建立肤色模型,结合形态学运算和宽度优先搜索算法,定位人脸重心,有效地缩小了搜索窗口。实验表明,和 AAM 算法相比,该算法不仅检测率提高,而且速度提高 60% 以上。

**关键词** AAM, 肤色模型, 形态学运算, 宽度优先搜索, 人脸定位

中图分类号 TP391.43 文献标识码 A

## AAM Facial Feature Localization Algorithm Based on Skin Model and Breadth-First Search

XUE Wei<sup>1</sup> LIANG Jing-dong<sup>1</sup> LIN Jin-xing<sup>2</sup>

(Department of Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)<sup>1</sup>

(College of Automation, Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This paper presented an advanced AAM face detection algorithm based on skin model and Breadth-First Search to accelerate the process of initialization, which takes full advantage of skin information. Based on skin model, combined with morphological operations and Breadth-First Search, it finds out the face area at first, then gives a rough location of the gravity of landmarks. It effectively narrows the search window, thereby reducing AAM search time. Experiments show that the improved algorithm can increase detection rate and reduce more than 60 percentage computing burden compared with AAM algorithm.

**Keywords** AAM, Skin model, Morphological operation, Breadth-first search, Face location

人脸检测是指在输入图像中确定所有人脸(如果存在)的位置、大小、位姿的过程。人脸检测作为人脸信息处理中的一项关键技术,近年来成为模式识别与计算机视觉领域内一项受到普遍重视、研究十分活跃的课题。

在人脸检测中的人脸配准和面部器官精确定位问题上,提出了多种基于模板的方法,主动表观模型(Active Appearance Models, AAM)<sup>[1]</sup>是变形模板中经典的一种方法。Simon Baker 等提出的反向组合算法<sup>[2]</sup>,在迭代过程开始前计算梯度和 hessian 矩阵,有效地减少了 AAM 过程计算量。AAM 搜索过程包括粗略定位(初始化)、精细定位两部分。然而卡耐基梅隆大学提供的算法其人脸粗略定位时间占到整个搜索时间的 85%,甚至更高。Zhao<sup>[3]</sup>提出了一个简单有效的参数初值估计的方法,它可以给定一个人脸存在的大致区域。Adaboost<sup>[4]</sup>是一种成熟并高效的实时人脸检测算法。这些算法有效地提高了算法的定位精确度和收敛速度。

粗略定位的实际意义是获取人脸的重心,因此本文充分利用肤色信息<sup>[5,6]</sup>,结合形态学运算和宽度优先搜索算法,先从图像中分割出人脸区域,然后根据先验知识粗略定位重心,从而使搜索过程加速,提高定位精度和收敛速度。

### 1 基于肤色信息和 AAM 的人脸特征定位算法

基于肤色信息和 AAM 的人脸特征定位算法流程如图 1

所示。第一,肤色分割,将肤色区域从原彩色图像中分离出来,形成初步的肤色区域和非肤色区域;第二,5×5 邻域滤波,去除零星噪声点;第三,形态学膨胀处理,使人脸区域更加光滑和完整;第四,基于 4 邻接的宽度优先搜索,找出所有肤色区域;第五,人脸区域定位,利用知识和几何特征的方法确定人脸区域;第六,将人脸区域的上、下、左、右边界赋予不同的比例,进行重心初始化;最后,利用 AAM 模型,实现人脸特征点的精确定位。

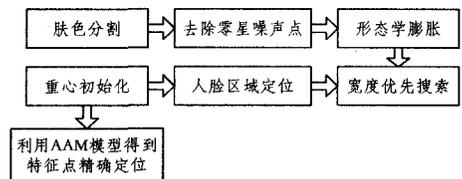


图 1 人脸特征定位算法流程

#### 1.1 肤色分割

常用的肤色模型有高斯模型、混合高斯模型和直方图模型,此外还有直接利用几何参数描述肤色区域分布范围的模型、三维投影模型、基于神经网络的肤色模型、基于阈值的肤色模型等。本文研究比较了高斯模型和基于阈值的肤色模型在 YCbCr 色度空间中的性能。

##### 1.1.1 高斯模型

先对样本库中每幅人脸图像手工标定皮肤区域,利用统

计的方法,在 YCbCr 色度空间建立一个高斯模型  $N(\mu, \Sigma)$ ,其中  $\mu$  为均值,  $\Sigma$  为协方差矩阵。然后将输入的 RGB 彩色图像转化到 YCbCr 色度空间,对图像中的每个像素用式(1)计算高斯模型概率,判断图像中各个像素点的色度值是否符合模型的分布,从而得到似然度图像。

$$P(Cb, Cr) = \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right] \quad (1)$$

式中,输入图像的每个像素矢量  $x = [Cb, Cr]^T$ ,  $P(Cb, Cr)$  就是各个像素矢量与高斯分布中心的距离。

### 1.1.2 基于阈值的肤色模型

基于阈值的肤色模型较为简单,判别标准<sup>[5]</sup>如下:

$$\begin{cases} 137 < Cr < 177 \\ 77 < Cb < 127 \\ 190 < Cb + 0.6Cr < 215 \end{cases} \quad (2)$$

### 1.1.3 两种模型比较

如图 2 所示,图 2(a)为原始图像,应用高斯模型计算得到似然度图像图 2(b),对图 2(b)进行自适应阈值分割和二值化操作得到图像图 2(c);对图 2(a)再应用基于阈值的肤色模型,得到二值图 2(d)。



图 2

图 2(c)中的人脸区域过于支离破碎,很难准确地从中提取出脸部轮廓。图 2(d)的分割效果则比较理想,更有利于后续操作。

从对比实验可知,采用基于阈值的肤色模型,其优点是检测出的肤色点密度较好,缺点是面部的眼睛、嘴、鼻子等信息不够突出。本文算法的目的是获取人脸区域,而不是提取特征,所以采用这种肤色模型更为合适。

## 1.2 去噪和形态学膨胀处理

由于噪声普遍存在于数字图像中,会在人脸区域中产生非肤色的噪声,因此对二值图要进行去噪处理。即在以每一个肤色像素为中心的  $5 \times 5$  邻域内统计肤色像素的个数,当超过半数时,中心点保留为肤色,否则认为是非肤色。以图 2(d)为原型,处理结果见图 3(a)。

膨胀是数学形态学中的一种基本运算,对填补图像分割后物体中的空洞很有用。膨胀处理结果见图 3(b)。从图中可以看出,膨胀操作有效地去除了零星噪声点,使人脸区域变得更完整光滑。

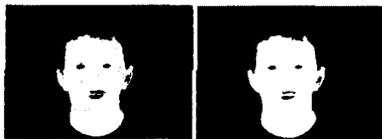


图 3

## 1.3 肤色区域矩形框提取

膨胀处理后,人脸区域不可避免会存在眼睛、嘴等非肤色部分。如果图像的源照射光条件不好,膨胀处理后的人脸区域还可能出现支离破碎的情况,因此人脸区域的像素连通性

比其完整性更稳定可靠。本文采用基于 4 邻接的宽度优先搜索算法获取肤色区域。

### 1.3.1 邻接

位于坐标  $(x, y)$  的一个像素  $p$  有 4 个水平和垂直的相邻像素,其坐标由下式给出:

$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1) \quad (3)$$

这个像素集称为  $p$  的 4 邻域,用  $N_4(p)$  表示。

令  $V$  是用于定义邻接性的灰度值集合。由于原始图像经过一系列处理后已经是二值(0 和 255)图像,且 255 代表肤色区域,故  $V = \{255\}$ 。

4 邻接:如果  $q$  在  $N_4(p)$  集中,则具有  $V$  中数值的两个像素  $p$  和  $q$  是 4 邻接的。在  $V = \{255\}$  的前提下,这两个像素也是连通的。

### 1.3.2 肤色区域矩形框提取算法

表示肤色区域,最简单的方法就是提取出包围该区域的矩形框,也就是提取出该连通域中像素集横坐标的最小/最大值和纵坐标的最小/最大值。为此,定义结构 mybox,分别以结构成员 top、bottom、left、right 代表矩形的上、下、左、右边界;函数 SetBox 用于判断输入点的坐标和当前矩形各边界的关系,以及更新矩形范围。

本文提出的基于 4 邻接的宽度优先搜索算法具体步骤如下:

- (1) 逐行扫描,直至找到第一个肤色像素点  $v$ ;
- (2) 把点  $v$  标记为已到达顶点,本文中令点  $v$  的值为 0,即标记为非肤色像素;
- (3) 初始化矩形边界即 mybox 类型变量,令 top 和 bottom 的值都为点  $v$  的纵坐标, left 和 right 的值则都为点  $v$  的横坐标;
- (4) 初始化队列 Q,其中仅包含一个元素  $v$ ;
- (5) 当 Q 非空时
  - a. 从队列中获取队首元素  $w$ ;
  - b. 将点  $w$  的坐标和当前 mybox 类型变量输入函数 SetBox,更新矩形范围;
  - c. 若  $u$  为  $w$  的 4 邻接像素点,把点  $u$  标记为已到达顶点,并加入队列 Q;
  - d. 删除点  $w$ ;
  - e. 重复步骤 a-d,直至 Q 为空队列;
- (6) 重复步骤(1)-(5),寻找下一个候选区域。

## 1.4 人脸区域的确定

由于图像中可能存在裸露的胳膊、与肤色相似的背景物体或具有肤色颜色的衣服等,以上操作得出的肤色区域中可能存在“假”人脸区域,因此还要利用知识和几何特征的方法进行肤色区域处理,从而确定候选人脸区域。

为了减小误差,以限定范围内的高宽比作为确定人脸区域的一个约束条件。实验表明,高宽比在 0.8 到 1.6 之间较为合适。通过限制对区域进行预处理,可以去除大部分的干扰区域,得到一个或多个候选人脸区域。

如果一幅图像具有多人脸区域,这些人脸区域应该具有相似的大小。因此可以先从候选人脸区域中找出尺寸最大的区域,作为标准人脸区域。然后以标准人脸区域尺寸的 80% 为界,剩下的候选人脸区域尺寸达到此界限的也认为是人脸区域。由于本文改进的 AAM-API 是针对单人脸搜索的,因

此只需找出标准人脸区域即可。

对图 3(b)进行肤色区域获取和人脸区域确定操作后,结果如图 4 所示。

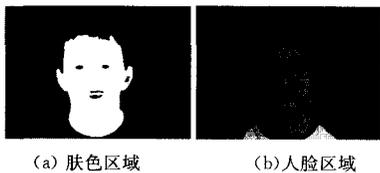


图 4

图 3(b)较为理想,进行肤色区域获取操作只得到一个区域表示,即为人脸区域,如图 4(a)所示,此区域在原图中的定位效果如图 4(b)所示。

对于肤色分割后人脸支离破碎的情况,本文提出的算法也有较好的检测结果,如图 5 所示。

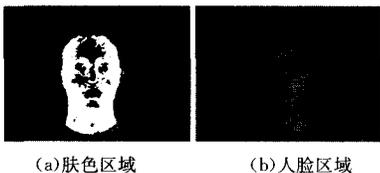


图 5

### 1.5 基于比例控制的人脸重心初始化

得到标准人脸区域后,就可以根据人脸对称性等先验知识得到人脸重心的范围。标准的正面人脸区域的重心一般为其几何中心。但考虑到很多人脸图像不可避免地会出现偏向一侧的情形,而且提取出的人脸区域可能包含头发、类肤色衣物等部分,因此本文采取比例控制的方法设置人脸重心范围。

设标准人脸区域的上、下、左、右边界分别为 top、bottom、left、right,由于人脸的左右对称性较强,而标准人脸区域往往包括颈部,因此重心的横坐标只需较少的候选元素,而纵坐标则需较多的候选元素。本文的横、纵坐标候选集分别设置如下:

$$x: \{0.4left+0.6right, 0.5left+0.5bottom, 0.6left+0.4right\}$$

$$y: \{0.40top+0.60bottom, 0.45top+0.55bottom, 0.50top+0.50bottom, 0.55top+0.45bottom, 0.60top+0.40bottom\}$$

在模型参数、比例、旋转角度一定的情况下,重心坐标的迭代最多为 15 次,缩小了 AAM 模型的搜索窗口,而且为搜索提供了较好的初始位置,从而减少了 AAM 的搜索时间。

## 2 实验结果

本文采用了标准 MM<sup>[7]</sup>人脸库作为 AAM 建模人脸训练集,其中包括 7 位女性和 33 位男性的正面人脸图像和对应的特征点标记文件。标记文件采用 58 个面部特征点来标记人脸。测试集则选用了标准 MM 人脸库中的 8 幅图像。AAM-API 为卡耐基大学版本。

首先根据训练集中的人脸图像和标记文件进行 AAM 建模,再分别采用改进前后的 AAM 算法对测试人脸图像集进行实验对比。运行环境为 Intel 酷睿 2 四核 Q8300, 2.5GHz, 2G 内存。

表 1 中,误差为“-1.00”表示定位失败。测试结果表明,改进后的算法不仅能解决原算法定位失败的问题,还提高了定位的精确度,缩短了 60% 以上的定位时间。

表 1 改进前后算法性能比较

图像	改进前算法		改进后算法		位时间的 改进量占原来的 百分比
	定位时间 /s	最终误差	定位时间 /s	最终误差	
05-1m	2.097	-1.00	0.816	0.08	61.09%
06-1m	2.101	0.07	0.749	0.07	64.35%
07-1m	1.968	-1.00	0.714	0.10	63.72%
08-1f	2.205	0.09	0.707	0.08	67.94%
09-1m	2.214	0.11	0.682	0.10	69.20%
10-1m	2.110	0.10	0.779	0.10	63.08%
11-1m	2.110	0.09	0.760	0.09	63.98%
12-1f	2.054	0.08	0.765	0.07	62.76%

**结束语** 本文提出了基于肤色信息和 AAM 的人脸特征检测算法。改进算法结合了肤色检测效率高的优点,能快速定位人脸重心,有效缩小初始搜索窗口,同时保留了 AAM 定位准确的优点,取得了不错的效果。

通过实验,本文分析了高斯模型和基于阈值的肤色模型的优缺点,为以后肤色模型的选取提供了参考。在搜索人脸区域方面,本文尝试了基于 4 邻接的宽度优先搜索算法。和传统的轮廓提取方法相比,本算法对人脸区域的光滑度和完整度要求不高,更适合处理人脸区域被割裂的一般情况。

AAM 算法需要考虑形状和纹理两部分的可变形参数,计算复杂性大。本文提出的改进算法在保证特征点定位精度的基础上,运行速度已经比改进前提高了 60% 以上,但还是不能达到实时应用的标准。在不降低精度要求的基础上,如何对 AAM 的联合参数尤其是纹理参数进行优化,期待今后能有所突破。另外,本文采用的肤色模型规定了肤色范围的“硬边界”,在图像源照射光条件不好或复杂背景的情况下可能会出现误判。如何建立自适应的肤色模型,也是一个重要的改进方面。

## 参考文献

- [1] Cootes T F, Taylor C J. Statistical Models of Appearance for Computer Vision [R]. March 2004
- [2] Matthews I, Baker S. Active Appearance Models Revisited[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 135-164
- [3] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face Recognition: A literature survey[J]. ACM Computing Surveys, 2004, 35(4): 399-458
- [4] Viola P, Jones M J. Real-time Face Detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(32): 137-154
- [5] Berbar M A, Kelash H M, Kandeel A A. Faces and Facial Features Detection in Color Images, Geometric Modeling and Imaging—New Trends[C]// IEEE Conference Proceeding (2006). 2006, 7: 209-214
- [6] Hsu R-I, Abdel-Mottaleb M, Jain A K. Face Detection in Color Images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 1278-1286
- [7] Nordstrom M M, Larsen M, Sierakowski J, et al. The MM Face Database [EB/OL]. <http://www.imm.dtu.dk/~aam/>, May 2004