

# 基于 Canny-AAM 的人脸特征定位算法

颜丽<sup>1</sup>, 谷学静<sup>2\*</sup>

(1.萍乡学院 信息与计算机工程学院,江西 萍乡 337000;2.河北联合大学 电气工程学院,河北 唐山 063009)

**摘要:**主动外观模型(AAM)是经典的特征点检测方法,该模型对外轮廓的定位不是十分准确,且计算复杂度高,迭代次数大,容易陷入局部最优解,很难满足多姿态人脸特征点检测的要求.针对上述问题,提出了一种基于 Canny 边缘检测的 AAM 人脸特征定位方法.在使用 AAM 之前先利用 Canny 算法进行边缘检测,滤去非人脸轮廓部分像素点的纹理信息,使特征点最大限度的定位到人脸轮廓部分.实验结果表明:该方法减少了迭代次数,降低了计算的复杂度,提高了匹配的准确率,时间消耗降低了 27.7%.

**关键词:**主动外观模型;Canny 边缘检测;人脸定位;人脸识别

**中图分类号:**TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2018)02-0066-06

## Facial Feature Point Localization based on Canny-AAM

Yan Li<sup>1</sup>, Gu Xuejing<sup>2</sup>

(1.School of Information and Computer Engineering, Pingxiang University, Pingxiang 337000, China;  
2.College of Electrical Engineering, Hebei United University, Tangshan 063009, China)

**Abstract:** Active appearance model (AAM) is a classic feature point detection method, this method positioning external contour is not very accurate, the calculation complexity is high, the number of iterations is big, easy to fall into local optimal solution, it is difficult to meet the requirements of more attitude face feature point detection. Aiming at this problem, a AAM facial location algorithm based on Canny edge detection was proposed. Before using AAM, Canny algorithm was used to detect the edge of image and to eliminate the texture information of non-face pixel, to make the feature points locate the face contour ultimately. Experiments show that the method reduce the number of iterations and the calculation complexity greatly. The proposed method reduced the average position error greatly and the time consumption is decreased by about 27.7%.

**Keywords:** AAM; Canny edge detection; face detection; face recognition

人脸识别的核心环节是对人脸特征进行定位<sup>[1]</sup>.特征点的有效定位决定着人脸识别的准确性,因此,目标对象的准确定位和特征匹配在图像识别等领域中尤为重要<sup>[2]</sup>.目前,针对人脸特征定位已有很多传统方法,主动形状模型(ASM)<sup>[3]</sup>和主动外观模型(AAM)<sup>[4]</sup>是经典的定位方法之一.ASM 采用全局形状子空间约束与局部纹理匹配有机结合方法,利用全局形状约束与局部搜索的交替迭代,使结果达到最优.AAM 采用建立基于形状信息和纹理信息(特征点在其邻域的亮度分布)的外观模型,并对模型参数不断优化来完成特征匹配.但由于人脸外轮廓的纹理量较少,使得 AAM 在外轮廓定位的准确性上有待提高,同时对样本图像外观的过度依赖使其缺少一定的泛化能力.这 2 类方法在对特征点定位时都要用到以大量训练、多次研究为基础的模板,该模板具有普适性,但缺乏个性,针对某一特定的人脸,该模板有匹配的地方,也有

收稿日期:2015-01-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170117);河北省高等学校科学研究计划重点资助项目(ZD2014074);河北联合大学博士科研启动项目资助(25003099)

\*通信作者,E-mail: qqdh888@163.com

不一致的地方,且当人脸的角度发生变化时也会出现定位不准确的情况.所以模版匹配的初始值对最终定位的结果有较大的影响,成为定位准确度提高的一个瓶颈.近年来,也有一些改进的算法被提出,如 LBP-AAM 算法<sup>[5]</sup>,MR-AAM 算法<sup>[6]</sup>等,它们虽然部分解决了人脸角度发生变化时定位不准确以及初始定位不准确的情况,但在人脸角度偏移较大时定位及人脸边缘部位的定位上存在较大偏差.一旦初始值偏离过大,就会出现仅在一个局部范围内搜索迭代,最终的结果必然是陷入了局部最优解.

针对上述问题,在已有算法的基础上,提出了基于 Canny 边缘检测的 AAM 特征点定位方法即 Canny-AAM.在使用 AAM 算法搜索之前,先利用 Canny 算子<sup>[7]</sup>进行人脸边缘的特征提取.将有价值的人脸轮廓部分提取出来,剔除非人脸轮廓部分,以便降低算法的迭代次数.这样既可应用 AAM 算法对人脸准确定位,又可避免由于初始点偏离较大导致难以收敛的情况发生.

## 1 特征点定位及特征提取

与 Snake 模型匹配法及弹性图匹配法相比,AAM 算法融入了纹理参数,增强了定位的准确性,但在处理人脸轮廓及非轮廓部分的纹理信息时,增加了 AAM 的计算次数,致使人脸的定位产生了延时.另外,匹配模板初始值的大小,也对特征点定位的准确性产生影响.为有效解决上述问题,Canny-AAM 模型先利用 Canny 算子提取人脸轮廓,确定人脸特征点的定位范围.

### 1.1 Canny 算子边缘提取

利用 Canny 算子对人脸轮廓进行检测的步骤:

1) 对灰度图像和二维高斯滤波模板作卷积运算,降低噪声影响:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]. \quad (1)$$

式中:  $\sigma$  是高斯曲线标准差.

2) 确定图像灰度在  $x, y$  轴上的导数  $G_x, G_y$ .

3) 采用非极大值抑制法对人脸轮廓边缘进行准确定位.对梯度幅值图像  $G$  上的屋脊带作细化处理,得其局部极大值.Canny 算子在  $G$  中以点  $(i, j)$  为中心  $3 \times 3$  的邻域内沿梯度方向  $\theta(i, j)$  进行插值,如果点  $(i, j)$  处的  $G(i, j)$  值比  $\theta(i, j)$  方向上与其相邻的 2 个插值大,那么点  $(i, j)$  即为候选边缘点,相反则称之为非边缘点,最后求出候选边缘图像  $N$ .

4) 确定高阈值  $T_h$  与低阈值  $T_l$ .对样本库中的样本进行扫描,对  $N$  中候选边缘点的像素点  $(i, j)$  进行检测.若点  $(i, j)$  的梯度幅值  $G(i, j)$  大于  $T_h$ ,那么认为此点就是边缘点;若点  $(i, j)$  的  $G(i, j)$  小于  $T_l$ ,那么认为此点不是边缘点.对于处在 2 个阈值间的像素点,认为其可能是边缘点,根据人脸边缘轮廓的连通性对这些点做进一步的断定.这样不断搜索直到将其连接起来.

### 1.2 主动表现模型

传统的特征点定位方法仅利用了图像的形状信息,忽略了图像样本的纹理信息.在充分利用图像的形状信息的基础上,把图像的纹理信息也考虑到模型中,共同参与特征点的定位,将两者有机融合为形状模型<sup>[8]</sup>,模型如下:

$$\bar{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{Q}_s c; \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{g}} = \bar{\mathbf{g}} + \mathbf{Q}_g c. \quad (3)$$

式中:  $\bar{\mathbf{x}}$  是模型形状平均向量;  $\bar{\mathbf{g}}$  是平均纹理向量;  $\mathbf{Q}_s$  和  $\mathbf{Q}_g$  是经过大量训练得到的描述模型变化的矩阵;  $c$  是模型参数.

主动表现模型采用人脸的局部纹理信息定位特征点,选用 Coots 等学者提出的 Profile 邻域,包含了在特征点法线方向上一定范围内的像素.对每个像素的亮度信息进行求导运算,采用高斯分布建模方法建立局部纹理模型,选取与训练样本集协方差最小的像素作为候选点.不断循环更新特征点再进行算法的循环直到协方差小于设定的阈值.

## 2 Canny-AAM 算法

采用曲线拟和的方法将已经提取出的特征点拟和成曲线,除去曲线以外的部分,减小了搜索范围,降低了计算的复杂度,提高了定位效率.根据定位的特征点拟和的曲线为

$$f = 2jw^2 + 4hi^2 - 4whi - w^2h. \quad (4)$$

式中: $j$ 为输入图像; $w$ 为模板函数; $h$ 为形状参数; $i$ 为模板图像.

对人脸五官的定位选用人脸先验知识与直方图投影法.常用的人脸模型分割法有四分图法和三分图法,但这2种方法都不能较好的把人脸五官定位在同一区域中.人脸分块模型如图1所示,本文采用了一种混合分图人脸模型分割法<sup>[9]</sup>,将五官分割到某一区域内(如图1所示),当需要分析其中的一个器官时,只要分析该器官的所在区域即可.

人脸轮廓投影如图2所示.图2a给出了人脸的水平投影,即大概确定了五官的垂直位置.然后在已定位好的人脸基础上对将要分析的模块做垂直投影,如图2b和图2c所示,通过投影就可以准确的定位人脸五官.

在确定了五官的位置后,采用基于人脸的形状模型法,完成对五官的特征点定位并对特征进行提取.

首先对已给定的学习集合  $L = \{(I_i, s_i) \mid i = 1, \dots, m; s_i = (x_i^1, y_i^1, \dots, x_i^N, y_i^N)^T\}$  进行训练,对人脸图像特征点进行标定,计算对齐后平均形状  $\bar{s}$ .然后将所有的训练样本变形到平均形状,得  $L' = \{(I_i, s'_i, g_i) \mid i = 1, \dots, m\}$ ,最后使用PCA法对所有的纹理参数进行计算,即可得到统计模型:

$$g = \bar{g} + P_g b_g. \quad (5)$$

式中: $\bar{g}$ 为平均纹理变量; $P_g$ 为利用PCA法进行计算后得到的变换矩阵; $b_g$ 为统计纹理参数,用来调整纹理信息.

利用统计表观模型将  $b_s$  和  $b_g$  串联起来得到新的表观特征向量:

$$b = \begin{pmatrix} w_s b_s \\ b_g \end{pmatrix}. \quad (6)$$

对角阵  $w_s$  用来调整  $b_s$  和  $b_g$  间量纲大小的不同.对  $b$  做PCA处理,以除去形状参数与纹理参数间的相关性,可得表观模型:  $b = \bar{b} + Qc$ .  $\bar{b}$  代表平均表观向量,  $Q$  是由表观主成份特征向量组成的变化矩阵,  $c$  表示统计表观参数,用来调整表观模型的变化.给定了  $c$  与相应的相似变换参数  $v = (x_0, y_0, \tau, \theta)$ , 即可确定一幅人脸模型的图像:

$$I_m = T(\text{warp}^{-1}(s_m, g_m); v). \quad (7)$$

式中:  $\text{warp}^{-1}$  为将纹理模型  $g_m$  变形为形状模型  $s_m$ ;  $T$  为对其做参数为  $v$  的相似变换,就能得出模型图像  $I_m$ ; 而  $s_m$  和  $g_m$  分别由下式计算:

$$s_m = \bar{s} + p_s b_s; \quad (8)$$

$$g_m = \bar{g} + p_g b_g. \quad (9)$$

$b_s, b_g$  由下式计算:

$$b = (w_s b_s, b_g)^T = \bar{b} + Qc. \quad (10)$$

在上述模型的基础上,载入新的人脸图像  $I_n$ , 利用  $c$  的优化过程实现AAM对目标的特征配准,使得模

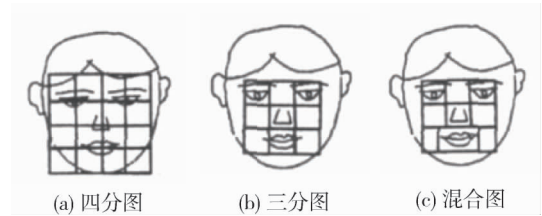


图1 人脸分块模型



图2 人脸轮廓投影

型纹理与输入纹理达到最佳匹配,即优化目标函数:

$$\Delta = \delta g^2 = \mathbf{g}_s - \mathbf{g}_m^2. \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{g}_s$  为输入图像纹理参数.

由于可能存在几十个甚至更多的表观模型参数,所以在匹配速度上一般的优化算法很难达到要求.因此,选用以纹理预测参数变化为基础的启发式参数搜索.该方法通过分析输入与模型纹理之差  $\delta g$ , 模型参数的变化  $\delta c$ , 相似变换的参数  $\delta v$  这 3 者间的线性关系,并结合线性回归方法完成参数的预测:

$$\delta c = \mathbf{R}_c \delta g; \quad (12)$$

$$\delta v = \mathbf{R}_v \delta g. \quad (13)$$

线性回归变换矩阵  $\mathbf{R}_c$  与  $\mathbf{R}_v$  可采用人为加扰的方法得到.改进的 AAM 搜索过程如图 3 所示,步骤如下:

- 1) 初始化:  $t = 0$ , 模型参数初始化为  $c_t = 0$ ; 参见图 3a.
- 2) 利用 Canny 算子求取给定图像的边缘;对于初始模型的定位,采用在其法线方向上预先设定的邻域范围内寻找定位点.如果和边缘相交,那么此交点即为其修正的初始点.
- 3) 利用修正的起始点来计算模型纹理参数与当前图像纹理参数之差  $\delta g = \mathbf{g}_s - \mathbf{g}_m$ .
- 4) 采用 AAM 的线性回归模型对参数的变化进行预测  $\delta c = \mathbf{R}_c \delta g$ ; 重新建立模型  $c'_t = c_t - k \delta c, k = 1$ , 并计算误差函数  $\delta g'$ .
- 5) 比较  $\delta g$  和  $\delta g'$ , 如果  $\delta g' < \delta g$ , 则接收  $c'_t$  作为新的参数;参见图 3b 和图 3c. 否则转 4), 尝试  $k = 1.50, 0.50, 0.25$  等.
- 6)  $t = t + 1$ , 如果  $\delta g' - \delta g < \xi$  或迭代的次数  $t$  超过了预定的值, 搜索结束;如果不是转 3).

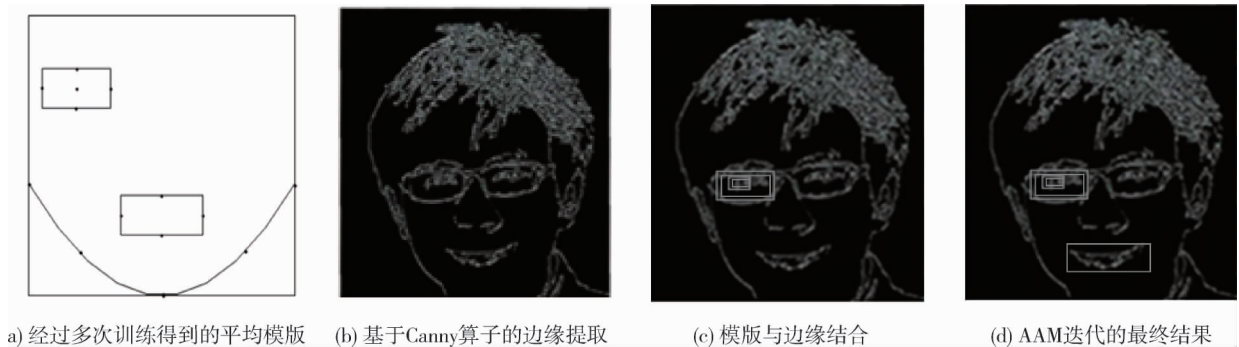


图 3 AAM 搜索过程

### 3 实验与分析

实验中采用了东方人脸数据库<sup>[10]</sup> (Oriental Face Database), 该数据库中存在大量不同的姿态人脸图像, 此数据库中的部分人脸样本图如图 4 所示.



图 4 部分人脸样本

针对人脸姿态在运动过程中发生的变化, 分成 7 种拟合的初始形状, 在  $-90^\circ \sim 90^\circ$  范围内变化, 每间隔  $30^\circ$  依次标记为 1, 2, 3,  $\dots$ , 7, 7 个相应的姿态模版依次记为  $p_1, p_2, \dots, p_7$ . 选取 16 个人作为训练集合 ( $16 \times$

7=112张训练用的图片),1个人作为AAM的评估图片,63人作为本次实验的测试图片( $62 \times 7 = 434$ 张测试用的图片).假定此刻所处的姿态为 $x$ ,其对应的模板用 $p(x)$ 表示,相邻模板用 $p(x-1)$ 表示.实验在Core(TM)2 6300 1.86 GHz CPU/2 G内存的机器上进行,编程工具采用VC++6.0和Matlab7.0,同时参考了AAMAP和OpenCV等相关公开函数库.图5为不同姿态的匹配情况.

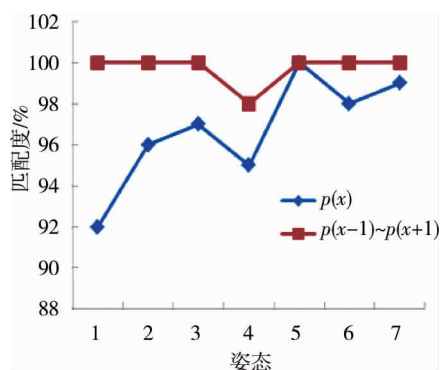


图5 测试图像在不同姿态中匹配度的比较

从图5可知,96.71%的被测图像能够通过Canny准则匹配到正确的AAM模板,特征点定位准确率为99.72%.

图6分别给出了利用AAM算法,LBP-AAM和Canny-AAM算法定位的人脸效果图.

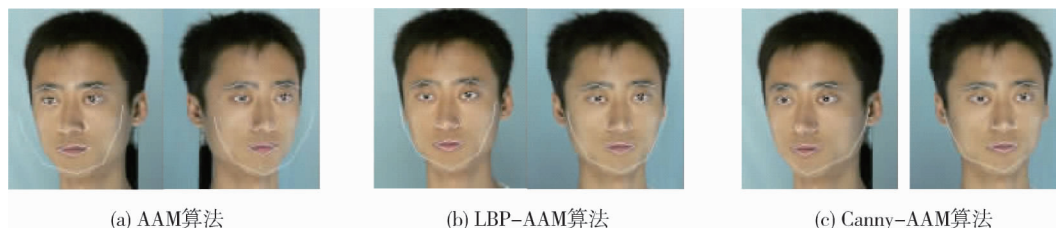


图6 3种算法在人脸特征点定位的效果

通过图6中的对比可以发现,基于Canny-AAM算法的特征点定位在准确性上要优于传统的AAM算法以及LBP-AAM算法.同时阻止了AAM算法在定位过程中容易陷入局部最优解的情况发生.图7展示了基于Canny-AAM算法在人脸检测中的部分结果.

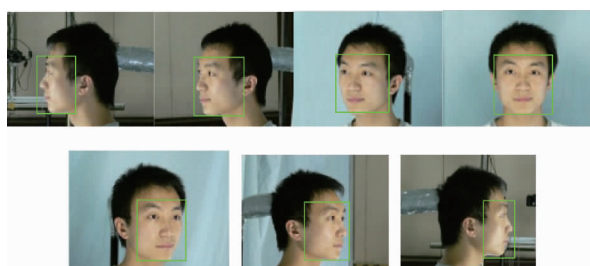


图7 部分检测效果

传统AAM算法,LBP-AAM算法和Canny-AAM算法在定位时间上的比较如表1所示.在定位速度上,Canny-AAM算法要比另外2种算法更快,且具有更高的效率.

表1 3种算法在定位时间上的比较

算法	正面	左偏	右偏	平均
AAM	89.9	95.2	116.4	100.5
LBP-AAM	81.3	88.6	102.4	91.6
Canny-AAM	67.2	75.6	75.5	72.7

采用平均定位误差法来评价 Canny-AAM 算法的性能,定义如下:

$$d = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\text{dist}(p_{ij}, p_{ij}')}{D_i} \times 50 \right). \quad (14)$$

式中:  $m$  是被测图像数目;  $n$  是人脸关键特征点的数目;  $p_{ij}$  是第  $i$  幅被测样本的第  $j$  个特征点坐标;  $p_{ij}'$  是使用算法进行定位的第  $j$  个特征点坐标;  $d(p_{ij}, p_{ij}')$  是两者之间的直线距离;  $D$  是第  $i$  幅被测图像中 2 眼之间的直线像素距离.根据式(14)计算传统 AAM 算法, LBP-AAM 算法以及 Canny-AAM 算法的平均定位误差,如表 2 所示.

表 2 平均定位误差的比较

	AAM 算法	LBP-AAM 算法	Canny-AAM 算法
像素误差<5%	2.87	2.69	2.36
	83.50	85.20	92.70

## 4 结论

1) 利用 Canny 算法进行边缘检测,滤去非人脸轮廓部分像素点的纹理信息,使特征点极大限度的定位到人脸轮廓部分.与现有传统 AAM 算法, LBP-AAM 算法和 Canny-AAM 算法仿真对比,具有更快的特征点匹配速度,提高了检测效率,增强了定位的准确性和有效性.

2) 引入了曲线拟和的方法,减小了搜索范围,降低了计算的复杂度,提高了定位效率,从而提升了算法的性能.

3) 选择合适的图像特征后,本文算法能够有效地提取人脸轮廓边缘,限定人脸特征点的定位范围,从而获得优于现有算法的定位成功率和准确度,具有较强的鲁棒性以及较快的计算速度,能够达到实时处理的要求.

后续还需深入研究人脸特征点的先验信息以获取人脸特征点及加权组合方式,从而构建有效的人脸特征点定位模型.

## 参考文献:

- [1] 贾项南,于风芹,陈莹.改进的显式形状回归人脸特征点定位算法[J].计算机应用,2018,2(1):1-5.
- [2] 吕鑫,李月军.基于人脸特征定位的 SNS 网站应用组件研究与设计[J].现代电子技术,2016,39(23):170-173.
- [3] 唐飞,卢鑫,沈琳琳.基于 ASM 和 ERT 特征点定位算法的人脸比例特征信息提取[J].深圳信息职业技术学院学报,2017,15(3):1-5.
- [4] Eskandari M, Önsen Toygar. Selection of optimized features and weights on face-iris fusion using distance images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2015,1(2):63-75.
- [5] 仲柔在,熊磊,刘畅.利用形状估计的人脸特征点定位算法[J].计算机应用研究,2017,34(7):2207-2211.
- [6] 师亚亭,李卫军,宁欣,等.基于嘴巴状态约束的人脸特征点定位算法[J].智能系统学报,2016,11(5):578-585.
- [7] 沈先耿,吴薇.一种改进的快速多姿态人脸特征点定位算法[J].中国科技论文,2015,10(8):933-936.
- [8] 黄飞,谭守标.基于改进主动表面模型算法的人脸特征定位[J].计算机工程与应用,2015,51(16):204-209.
- [9] Farshad M, Sadeh J. Transmission line fault location using hybrid wavelet-Prony method and relief algorithm [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2014,32(2):127-136.
- [10] 西安交大人工智能与机器人研究所.东方人脸数据库 [EB/OL]. [2012-12-21]. <http://www.aiar.xjtu.edu.cn/xszy/dfrlsjk.htm>.