

# 一种姿态变化下的ASM人脸特征定位方法<sup>\*</sup>

李伟生<sup>a</sup>, 张 燕<sup>a</sup>, 周丽芳<sup>b</sup>

(重庆邮电大学 a. 计算机科学与技术学院; b. 软件学院, 重庆 400065)

**摘 要:** 为了解决传统主动形状模型(ASM)在姿态变化情况下的人脸特征定位不准确的问题,提出一种姿态变化下的ASM人脸特征定位方法。首先在ASM初始化过程中添加一个旋转因子 $R$ 来初始化人脸形状向量 $b$ ,使得当人脸有姿态变化时,能自动调整人脸的偏转方向;然后融合局部二值模式算子建立局部纹理模型;最后在IMM人脸库上进行测试,平均定位误差为7.102 0个像素点,比传统的ASM提高35.85%。实验结果表明,与传统的ASM相比,该方法显著改善了姿态变化下的人脸特征定位不准确的问题,并提高了对各特征点的提取精度。

**关键词:** 人脸特征定位;主动形状模型;旋转因子;姿态变化;局部二值模式

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)12-4764-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.095

## ASM facial feature location under attitude changes

LI Wei-sheng<sup>a</sup>, ZHANG Yan<sup>a</sup>, ZHOU Li-fang<sup>b</sup>

(a. College of Computer Science & Technology, b. Software College, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that ASM facial feature location under the attitude changes was not accurate, this paper proposed a new method of ASM facial feature location under the attitude changes. Firstly, it added a rotation factor  $R$  to initialize the shape vector  $b$  in the ASM initialization process, which automatically adjusted the face while the attitude changed. And then it integrated the local binary pattern operator to establish the local texture model. Last, it tested on the IMM database. The average positioning error was 7.102 0 pixels, increased by 35.85% than the traditional ASM. The experimental results show that the proposed method significantly improves the location accuracy of the traditional ASM under the attitude changes, and enhances the detection accuracy of all the feature points.

**Key words:** facial feature location; ASM(active shape model); rotation factor; attitude change; local binary pattern

主动形状模型(ASM)是Cootes等人<sup>[1]</sup>在1995年提出的一种基于统计学、灰度和形状可分离的可变形模型,它的形状是由点的集合表示的,其核心算法包括全局形状和局部纹理两个子模型。全局形状模型的任务是用主成分分析对训练集中的形状进行统计之后,提取出训练样本形状的变化方向,以此来限定未知样本形状的可能变化。局部纹理模型的任务是先建立特征点周围的局部区域内的纹理模型,再用局部搜索策略在未知样本当前形状的特征点周围搜索更合适的特征点。

目前,ASM已成为非常流行的人脸特征定位方法,很多研究者对ASM方法进行了改进<sup>[2-4]</sup>。Milborrow等人<sup>[5]</sup>提出使用二维特征点横剖面代替传统的一维特征点横剖面,并扩大特征点个数,同时将标定灰度模型的协方差矩阵元素设为0,提高了整体的定位精度和运行速度。Li等人<sup>[6]</sup>提出用尺度不变特征变换(SIFT)描述子描述局部纹理信息,然后用Gentle-Boost分类器建立模型,并用其进行搜索,有效地提高了人脸特征定位的精度。Dang等人<sup>[7]</sup>提出在YCrCb颜色空间建立两个局部纹理子模型,与原模型一起构成ASM的局部纹理模型,解决了最优化过程中的局部最小问题。Xiong等人<sup>[8]</sup>提出用脸

部或器官的几个关键特征点建立模型来对ASM进行初始化。但是这些改进方法大都是针对正面人脸,对有姿态变化的人脸定位不是很准确。因此,本文针对姿态变化的人脸特征定位进行研究,并对ASM的初始化和纹理模型进行改进。

## 1 主动形状模型

主动形状模型通过模型的变形使得ASM与图像的目标形状相吻合,而模型的变换限制在一定的模式之中,这些变换模式是通过对训练集中的数据进行主成分分析获得的。具体的定位将采用形状模型和模型上特征点的局部灰度分布相结合的方法来实现,而相似度的计算则是通过利用模型上的特征点的当前灰度分布和经验灰度分布匹配的加权和来表示。在模型点与目标点达到最佳匹配时,目标图像的形状模型参数和模型上每点的局部灰度分布参数也就同时确定了。

### 1.1 全局形状模型

ASM用点分布模型来表示一个人脸形状 $S_i$ ,  $S_i = (x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  ( $n$ 为标定特征点的数目),包含 $N$ 个

**收稿日期:** 2012-05-27; **修回日期:** 2012-06-30      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61100114);重庆市教委科学技术项目(KJ100519)

**作者简介:** 李伟生(1975-),男,四川安岳人,教授,博士,CCF会员,主要研究方向为智能信息处理、模式识别、信息融合;张燕(1988-),女,广西桂平人,硕士研究生,主要研究方向为模式识别(yan778@163.com);周丽芳(1975-),女,甘肃天水人,讲师,博士,主要研究方向为模式识别、人工智能。

训练样本的训练集记为  $\Omega = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。

训练样本对齐后,用主成分分析方法(principal component analysis, PCA)建立形状模型,过程如下:

a) 计算训练样本的平均形状:

$$\bar{S} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (1)$$

b) 计算形状向量的协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})(S_i - \bar{S})^T \quad (2)$$

c) 对协方差矩阵  $C$  进行特征分解,求得特征值  $\lambda_k$  ( $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$ ,  $\lambda_k \neq 0$ ,  $k=1, 2, \dots, 2n$ ) 和对应的特征向量  $P_k$ 。

d) 取前  $t$  个特征值  $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t]$ ,使得

$$\frac{\sum_{i=1}^t \lambda_i}{\sum_{i=1}^{2n} \lambda_i} \geq \eta \quad (3)$$

其中: $\eta$  表示压缩后的模型能够解释原来模型中所有变化的比例,故也被称为解释度。求得相应的特征向量  $P = [p_1, p_2, \dots, p_t]$ ,最终获得全局形状模型为

$$S = \bar{S} + Pb \quad (4)$$

其中: $b$  为主分量参数,用来控制前  $t$  个模式的系数,且  $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ 。

## 1.2 局部纹理模型

主动形状模型的局部纹理模型构建过程如下:

a) 对第  $i$  个训练样本的第  $j$  个标定,以该点为中心,在与相邻两点连线垂直的方向上,内外各取  $k$  个点的灰度作为该点的灰度信息,记为

$$g_{ij} = [g_{ij,1}, g_{ij,2}, \dots, g_{ij,2k+1}] \quad (5)$$

b) 求  $g_{ij}$  的梯度  $dg_{ij}$ :

$$dg_{ij} = [g_{ij,2} - g_{ij,1}, \dots, g_{ij,2k+1} - g_{ij,2k}] \quad (6)$$

对  $dg_{ij}$  进行归一化处理得

$$G_{ij} = \frac{dg_{ij}}{\sum_{l=1}^{2k} |dg_{ij,l}|} \quad (7)$$

c) 类似全局形状模型的建立过程 c) 和 d) 进行计算,最终得到标记点对应的平均纹理  $\bar{G}_{ij}$  和协方差矩阵  $C_{G_{ij}}$ ,即为该点的局部纹理模型。

## 1.3 搜索过程

主动形状模型的搜索过程如下:

a) 加载平均形状作为初始形状  $S_{i=0}$ 。

b) 对  $S_i$  的每个特征点,在其轮廓法线的两边各搜索  $m$  个像素点,将马氏距离最小的点作为该特征点的新位置,得到  $S_i'$ 。

c) 调整伸缩、旋转和平移等变换参数及形状参数  $(s, \theta, S_c, b_i)$ ,使得模型形状  $M(s, \theta)[S] + S_c$  与形状  $S_i'$  最佳匹配,则当前形状  $S_{i+1} = M(s, \theta)[S] + S_c$ 。

d) 如果  $S_i$  和  $S_{i+1}$  之间的差别足够小或迭代次数达到了  $N_{\max}$  则停止,否则转 b)。

## 1.4 传统 ASM 存在的不足

传统的 ASM 人脸特征定位方法存在的不足主要表现在:

a) 对初始化形状的依赖性较强,当初始形状距离真实的人脸轮廓较远时,无法搜索到正确的位置;b) 特征点周围的纹理特

征仅用灰度梯度信息来描述,容易受到光照和噪声的影响;c) 建立局部纹理模型时,仅统计特征点法线方向上的灰度变化信息,忽略了其他方向的灰度信息;d) 经典的 ASM 算法都是以平均形状作为图像搜索的初始状态,这对于正面人脸很适用,但对人脸发生侧面旋转的图像来说,其定位精度大大下降。

## 2 对传统 ASM 人脸特征定位方法的改进

### 2.1 姿态参数的初始化

从传统的 ASM 可知,主分量参数  $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$  与人脸的形状密切相关,它的各分量控制着人脸不同的形状变化,如图 1 所示。

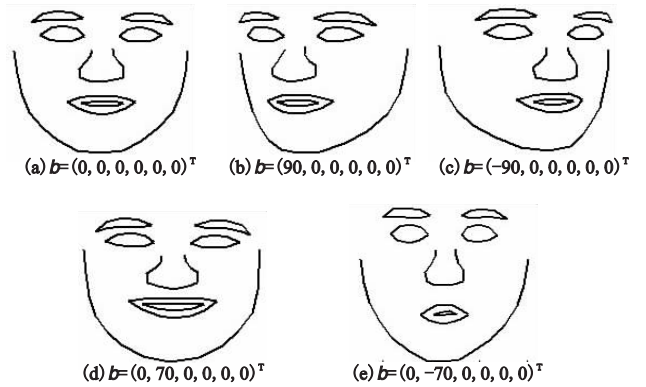


图1  $b$ 取不同值时的人脸形状对比

$b = (0, 0, 0, 0, 0, 0)^T$  表示的是平均形状。通过观察可以发现,参数  $b$  的第一个分量表现了人脸姿态发生侧面旋转时所引起的形状变化。 $b$  的第一个分量取正值时,人脸向右偏转,取负值时,人脸向左偏转,如图 1 中(b)(c)所示。

传统的 ASM 在初始化时,只是加载训练过程中得到的平均形状作为初始形状,由于训练样本是正面人脸居多,所以得到的平均形状也是正面的人脸形状。当输入的图像有姿态变化时,人脸特征的分布情况会发生明显的改变,这时的人脸特征形状与正面人脸特征形状有很大的不同,而此时 ASM 依然把平均形状作为初始状态,往往无法正确定位出人的五官位置。在后续的搜索过程中,人脸形状向量的改变量较小,对人脸的形状改变也较小,导致最终向左或向右偏转的人脸无法正确定位,陷入局部最小化。

为了解决这个问题,本文提出在初始化时对形状参数  $b$  进行初始化。由于人脸姿态的变化只与参数  $b$  的第一个分量有关,因此,只需要初始化  $b$  的第一个分量。

投影是一种有效的提取图像特征的方法,一幅二维图像通常可以由两个正交的一维投影函数来分析。杨超等人<sup>[9]</sup>用积分投影的方法进行眼睛位置的有效快速定位,并分别利用水平和垂直灰度积分投影曲线结合人脸的结构特征找到眼睛的位置坐标,实现准确的眼睛定位。

在本文中,先用 Adaboost<sup>[10]</sup> 定位人眼,再用文献[9]中的方法(积分投影)定位人脸的两鬓。在用 Adaboost 定位人眼后,用积分投影函数从两眼向人脸外侧作水平扫描,投影函数在两鬓处会有明显的变化,由此可以确定两鬓的位置。本文中人脸定位及两鬓定位的部分结果如图 2 所示。

经研究发现,当人脸发生姿态变化时,眼睛中心到两鬓的

距离比值也会发生明显的改变,可以以此来判断人脸的姿态变化情况。在人眼定位及两鬓定位后,可以直接计算出眼睛中心到两鬓的距离,记 $d_1$ 为左眼中心到左鬓的距离, $d_2$ 为右眼中心到右鬓的距离。由此,提出用旋转因子 $R$ 来表征人脸的偏转情况。旋转因子 $R$ 定义为

$$R = \frac{d_1}{d_2} \quad (8)$$



图2 人眼定位及两鬓定位结果

为了更准确地判断人脸的偏转程度,添加旋转系数 $k$ ,和旋转因子 $R$ 一起初始化形状参数 $b$ 。考虑到 $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ ,且形状参数 $b$ 的第一分量与人脸的偏转方向有关,把旋转系数 $k$ 取为

$$k = \frac{\sqrt{\lambda_1}}{3} \quad (9)$$

由图1可知,当人脸向右偏转时, $d_1 > d_2$ ,且向量 $b$ 的第一分量取正值;当人脸向左偏转时, $d_1 < d_2$ ,且向量 $b$ 的第一分量取负值,因此,初始化形状向量 $b$ 的第一分量为

$$b_1' = \begin{cases} kR & 1 < R \leq 9 \\ 0 & R = 1 \\ -\frac{k}{R} & \frac{1}{9} \leq R < 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中: $R$ 为旋转因子, $k$ 为旋转系数, $\frac{1}{9} \leq R \leq 9$ 是由 $b$ 的取值范围 $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ 决定的。

## 2.2 融合局部二值模式的ASM

图像局部的纹理特征由局部像素灰度值之间的关系来表现。局部二值模式(local binary pattern,LBP)是一种纹理抽取算子,已被广泛应用于特征提取、人脸识别等领域<sup>[11-13]</sup>。最初的LBP编码通过将某个像素的 $3 \times 3$ 邻域位置的邻居像素值与中心像素值进行比较,如果邻居像素值比中心像素值大,则设为1,否则设为0;然后将这些0、1串起来组成一个二进制的编码;最后将该二进制编码转换成十进制数值,该值作为中心像素的LBP特征值。LBP<sub>8,1</sub>的求解过程如图3所示。

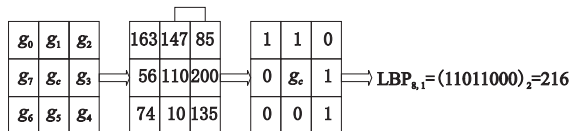


图3 LBP值的求解过程

LBP特征反映了局部纹理特征,而整幅图像的全局纹理特征也可以通过LBP来获得。一幅 $M \times N$ 个像素的图像,具有 $M \times N$ 个LBP特征值,这些特征值都是 $2^p$ 个整数值中的一个。这 $M \times N$ 个LBP特征值组成一个表示图像的矩阵,这个矩阵可用于纹理分类和人脸识别,并能取得很好的效果。

传统的ASM在建立局部纹理模型的过程中,只考虑了标记点法线方向上的纹理信息,忽略了其他方向的纹理信息,而其他方向的纹理信息也是比较重要的。LBP可以对灰度图像中局部邻近区域的纹理信息进行度量 and 提取,能更全面地统计

标记点的纹理特征,所以使用LBP建立局部纹理模型可以获得更好的效果。同时,LBP有较强的抗光线干扰能力,对光照变化下的人脸定位效果也较好。本文将LBP融合到ASM中,建立局部纹理模型时,在标记点处取一个 $25 \times 25$ 的正方形区域作为其2D轮廓,在标记点法向轮廓方向两侧及切线方向两侧各取12个像素点,从而把正方形分成四个区域,计算每个区域的LBP直方图。训练 $M$ 个样本,计算这 $M$ 个样本每个标记点的LBP直方图的平均值,作为其纹理模型。

## 3 实验结果与分析

实验用IMM数据库中的10个人的图像(共60幅图像)作为训练样本;随机选取15张有姿态变化的图像作为性能评估使用。为了有效评估改进算法的性能,用式(11)计算平均欧氏距离误差。

$$\text{Err} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2} \quad (11)$$

其中: $n$ 为单幅图像中标记点的个数, $(x_i, y_i)$ 为图像中的第 $i$ 个手工标记点, $(x_i', y_i')$ 为算法得到的相应标记点。

部分实验结果如图4所示。其中第一行是传统ASM的定位结果,第二行是本文提出的姿态变化下的ASM定位结果。

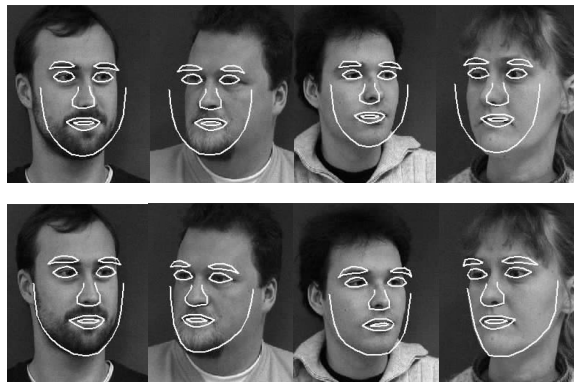


图4 姿态变化人脸实验结果对比

从图4中可以看出,传统的ASM在人脸向左或向右偏转时,无法识别出其偏转方向,只是加载了平均形状作为初始形状;在后续的搜索过程中,参数的改变量较小,也无法调整人脸的偏转方向,最终导致定位不精确。而本文提出的姿态变化下的ASM,由于添加了对形状参数 $b$ 进行初始化的功能,在初始化过程中可以调整人脸左右偏转的方向,初始定位接近真实的人脸轮廓,在搜索的过程中,使用2D轮廓,局部搜索更准确,进而使人脸的定位更加精确。

定位误差曲线如图5所示。从误差曲线可以看出,在姿态变化情况下,本文提出的姿态变化下的ASM人脸特征定位方法的误差像素点数都比传统的ASM要小,定位效果更好。传统ASM的平均定位误差为11.0716个像素点,本文方法的平均定位误差为7.1020个像素点,比传统的ASM提高了35.85%。

图6是14个有代表意义的标记点的点误差对比图。其中:序号1为右眼内眼角,5为右眼外眼角,9为左眼内眼角,13为左眼外眼角,17为右边眉毛内眉角,21为右边眉毛外眉角,25为左边眉毛内眉角,29为左边眉毛外眉角,33为左边嘴角,39为右边嘴角,59为鼻尖下,66为右边鬓角,73为下巴,80为左边鬓角。从图6中可以看出,本文提出的姿态变化下的 (下转第4778页)



2, ..., N, 则其计算方法如下:

$$MSE = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m, n) - f'(m, n)]^2}{MN} \quad (18)$$

$$PSNR = 10 \lg \frac{Q^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m, n) - f'(m, n)]^2} \quad (19)$$

其中:  $Q$  是量化级数, 仿真中  $Q = 255$ ,  $M = 367$ ,  $N = 518$ 。结果如表 1 所示。

表 1 不同滤波算法得到的 MSE、PSNR 值

| 滤波方法          | MSE     | PSNR   |
|---------------|---------|--------|
| 理想低通滤波        | 308.143 | 23.243 |
| 巴特沃斯低通滤波      | 244.871 | 24.241 |
| 高斯低通滤波        | 233.205 | 24.453 |
| 倒数低通滤波        | 231.915 | 24.478 |
| 倒数—理想级联低通滤波   | 255.692 | 24.054 |
| 倒数—巴特沃斯级联低通滤波 | 245.413 | 24.232 |
| 倒数—高斯级联低通滤波   | 230.979 | 25.257 |

由表中参数可以清楚地看出, 本文所提的级联滤波方法均方误差 MSE 是最小的, 峰值信噪比 PSNR 是最大的, 与主观评价法所得结论相一致。

### 3 结束语

本文通过对频域低通滤波去噪方法的介绍与实现, 分析比较各滤波效果后, 为取得更好的滤波去噪效果, 提出了一种新的频域倒数—高斯级联低通滤波方法。另外, 在仿真比较阶段定义了一个新的滤波方法比较基准——有效滤波面积。经过仿真比较, 本文提出的倒数—高斯级联低通滤波方法在图像去噪处理中体现出优良的性能, 在图像预处理中将有很大的应用空间。

#### 参考文献:

[1] 穆立胜, 李宗宗, 马冬冬, 等. 一种新的基于 FFT 的图像增强算法[J].

黑龙江大学自然科学学报, 2010, 27(4): 264-267.

- [2] 李恪, 王江安, 郭谊. 舰船热尾流红外图像的频域滤波增强技术[J]. 激光与红外, 2007, 37(10): 1114-1116.
- [3] 靳建峰, 李云松, 沈黎明, 等. 基于离散余弦变换的自适应图像增强[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2009, 42(8): 532-536.
- [4] 奚吉, 赵晓铃, 张煜东. 改进的沃尔什滤波的图像插值算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(11): 211-213.
- [5] LI Wei, PANG Qi-chang, LI Hong. Application of wavelet transform in UV image fusion[J]. Science Technology and Engineering, 2005, 5(15): 1067-1069, 1080.
- [6] HEL-OR Y, SHAKED D. A discriminative approach for wavelet denoising[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2008, 17(4): 443-457.
- [7] 刘云鹏, 马国明, 刘肇鹏, 等. 低通滤波在紫外成像降噪处理中的应用[J]. 高压技术, 2007, 33(6): 129-132.
- [8] 高向东, 赵传敏, 白天翔, 等. 傅里叶变换在熔池图像特征提取中的应用[J]. 焊接学报, 2008, 29(8): 13-16.
- [9] 陈春宁, 王延杰. 在频域中利用同态滤波增强图像对比度[J]. 微计算机信息, 2007, 23(2): 264-266.
- [10] BUADES A. Nonlocal image and movie denoising[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 76(2): 123-139.
- [11] CHEN Zhi-gang. Enhancement of remote sensing image based on contourlet transform[J]. Guangxue Jingmi Gongcheng/Optics and Precision Engineering, 2008, 16(10): 2030-2037.
- [12] YOUNG S S. Alias-free image subsampling using Fourier-based windowing methods[J]. Optical Engineering, 2004, 43(4): 843-855.
- [13] 余艳梅, 罗代升. 一种基于频域滤波的图纸背景坐标网格去除技术[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2008, 40(1): 144-147.
- [14] 丁绪星, 朱日宏, 李建欣. 一种静止图像质量评价指标[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2004, 28(5): 507-510.

(上接第 4766 页) ASM 的各个标记点的误差像素数比较稳定, 定位效果比传统的 ASM 更好, 尤其是脸部外轮廓部分的定位, 误差像素数比传统的低 20 多个像素点。

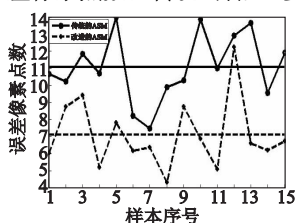


图5 姿态变化下人脸定位误差曲线对比

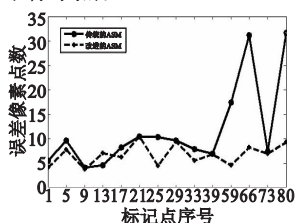


图6 部分标记点误差对比

### 4 结束语

作为统计建模方法中很重要的一种, ASM 在面部特征定位和人脸识别等模式识别领域中有广泛的应用。由于受到初始情况、姿态变化、光照变化等因素的影响, ASM 的性能会有所下降, 造成定位不准确。本文针对传统 ASM 在姿态变化下的特征定位不准确问题, 提出一种姿态变化下的 ASM, 通过在初始化阶段添加旋转因子  $R$  来初始化形状向量  $b$ , 使初始定位更接近真实的人脸轮廓。实验结果表明, 姿态变化下的 ASM 方法能有效地解决初始化定位不准确的问题, 对有姿态变化的人脸定位更准确。

#### 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] LIU Qing-yan, LIU Yuan. Research on an improved active shape

models[C]//Proc of International Symposium on Intelligent Information Technology Application Workshops. 2008: 401-404.

- [3] JIANG Min, XU Qin, SHANG Tao. A bottom-up method for facial feature extraction using active shape models[C]//Proc of International Workshop on Intelligent Systems and Application. 2009: 1-4.
- [4] LEI Gang, LI Xiao-hua, ZHOU Ji-liu, et al. An novel dynamical multi-scale ASM for facial feature location[C]//Proc of International Workshop on Intelligent Systems and Applications. 2009: 1-4.
- [5] MILBORROW S, NICOLLS F. Locating facial features with an extended active shape model[C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 2008: 504-513.
- [6] LI Zi-sheng, MAI Jun-chi, KANEKO M. Facial feature localization using statistical models and SIFT descriptors[C]//Proc of the 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. 2009: 961-966.
- [7] DANG Li, KONG Fan-rang. Facial feature point extraction using a new improved active shape model[C]//Proc of International Conference on Image and Signal Processing. 2010: 944-948.
- [8] XIONG Peng-fei, HUANG Lei, LIU Chang-ping. Initialization and pose alignment in active shape model[C]//Proc of International Conference on Pattern Recognition. 2010: 3971-3974.
- [9] 杨超, 李博文. 基于积分投影的眼睛定位系统设计[J]. 软件导刊, 2011, 10(9): 137-139.
- [10] 徐品, 童葵, 瞿静. 基于 Adaboost 算法和人眼定位的动态人脸检测[J]. 电视技术, 2011, 35(9): 114-118.
- [11] 左景龙, 孙长银, 杨万扣. 一种基于二值模式特征的人脸检测算法[J]. 科技通报, 2011, 27(5): 652-656.
- [12] 袁宝华, 王欢, 任明武. 基于完整 LBP 特征的人脸识别[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1557-1559.
- [13] 陈恒鑫, 唐远炎, 房斌, 等. LMCP: 用于变化光照下人脸识别的 LBP 改进方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 30-33.