

一种融合 Hough 变换和 ASM 定位瞳孔中心点方法^①

王德朋, 娄震

(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 南京 210094)

摘要: 特征点的准确定位是机器视觉和模式识别的关键技术之一。主动形状模型(ASM)是一种传统的图像特征点定位算法, 具有较高的精确性和鲁棒性。为了提高 ASM 人脸瞳孔特征点定位的精确度, 提出了使用 Hough 变换方法来改进瞳孔特征点的定位。通过 ASM 算法, 初步定位出瞳孔特征点, 并使用 Sobel 算子对图像进行边缘检测, 然后在人眼位置选择一个合适的窗口使用 Hough 圆检测, 找出精确瞳孔点相对于 ASM 初步定位瞳孔点的偏移量。在实验室采集的人脸图像上的对比实验表明, 该方法能够显著的改善 ASM 人眼瞳孔特征点定位准确性。由于使用了初定位进行了搜索范围的限制, 计算量也得到了有效的控制。

关键词: ASM; Sobel 算子; Hough 圆检测; 特征点定位; 瞳孔特征点

A Method Combining Hough Transformation with ASM to Locate Pupil Landmarks

WANG De-Peng, LOU Zhen

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The problem of landmark location is one of the key technologies of machine vision and pattern recognition. Active shape models (ASM) is a traditional method of landmark location, which has high degree of accuracy and robustness in some case. To improve the pupil landmarks accuracy of face image, we propose a method which combines Hough Transformation with ASM. The positions of the pupil are initialized by ASM algorithm, and Sobel operator is used in edge detection and Hough circle detection around the eye position. Through these steps, it can calculate the offset of initial position. The experiments on the face image which were captured in our laboratory room show this method can obviously improve the accuracy of the pupil landmarks. With the limit of Initialization the positions, computation is reduced with our control.

Key words: ASM; Sobel operator; Hough circle detection; landmark location; pupil landmarks

人脸形状特征点的定位, 是人脸识别领域的一个重要课题。一个计算机自动人脸识别的流程如图 1。自动人脸识别主要包含四个阶段, 人脸检测、特征点定位、特征提取和识别。特征点定位的准确性, 对于后续的特征提取和特征分析有着至关重要的作用, 从而直接影响到人脸识别的结果。瞳孔特征点是人脸特征点最为关键的特征点, 准确的人眼瞳孔的定位, 对于其他脸部特征点的定位具有很强的指导意义。

ASM^[1]是一种基于点分布模型(Point Distribution Model)的特征点定位算法, 具有一定的定位精度, 但是容易收敛到局部极值, 而且对于光照、表情、姿态

和局部遮挡比较敏感。近几年来人脸特征点相关方面的研究主要侧重于可变形(弹性)的形状模型以及多种方法融合改进的特征点定位算法。例如融合 ASM 和 AAM 方法^[2,3], 使用 ASM 定位为轮廓点, 而使用 AAM 定位内部形状点; 文献[4]中, 使用 Mean-Shift 图像聚类算法^[4]来调整人脸形状模型的方法, 解决局部遮挡情况下的特征点搜索失败; 文献[5]中, 采用级联的思想来调整形状模型^[5], 其中使用了 Mean-Shift 和 Procrustes^[6]来解决表情和姿态变换情况下的特征点提取。这些算法均能够较好地从中构建人脸模型, 且对于表情、姿态和局部遮挡具有很好的鲁棒性。

^① 收稿时间:2015-06-30;收到修改稿时间:2015-09-08

为了提高 ASM 算法定位瞳孔特征点的准确性和鲁棒性, 本文采用融合 Hough 变换和 ASM 算法的方法, 寻找全局最优的瞳孔特征点的准确位置. 霍夫(Hough)

变换是一种非常重要的检测断点边界形状的方法. 它通过将图像坐标空间变换到参数空间, 来实现直线和曲线的拟合.

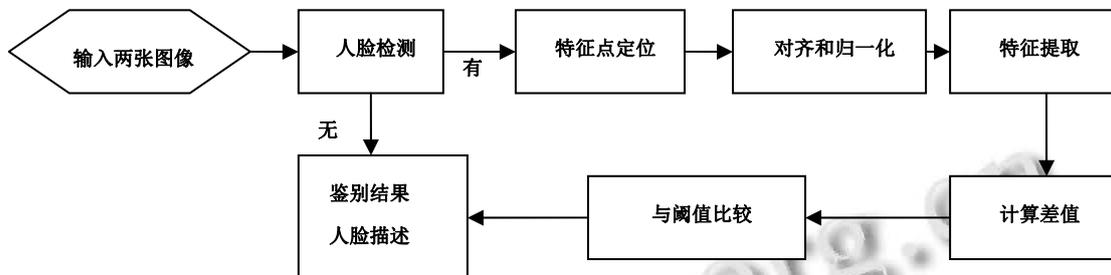


图 1 人脸识别流程图

1 ASM人脸特征点定位

ASM 算法有两个主要步骤^[7], 分别是训练和搜索. 本文使用 68 个特征点来表示人脸模型如表 1, 特征点模型图如图 2. 在本文中, 重点研究两个眼睛瞳孔中心点, 即序号为 31 和 36 的特征点.

表 1 ASM 特征点的分布情况

人脸局部	特征点序号	特征点数量/个
轮廓	0-14	15
眉毛	15-20(右), 21-26(左)	12
眼睛	27-31(左), 32-36(右)	10
鼻子	37-47,67	12
嘴巴	28-66	19

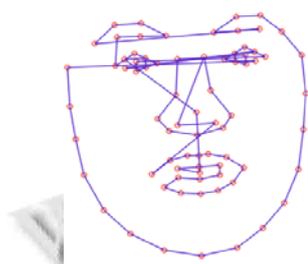


图 2 人脸特征点分布图

1.1 ASM 训练

M 训练

选取 n 个人脸样本图片, 对人脸区域手动标记特征点位置. 记录特征点坐标作为训练数据. 用 $(x_j, y_j)_i$ 表示为第 i 个样本上第 j 个特征点坐标, 则人脸图像的特征向量可表示为:

$$a_i = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_k, y_k)_i, i = 1, 2, \dots, n, k = 68 \quad (1)$$

形状的归一化, 一般使用 Procrustes 方法. 目的就是消除图片中角度、距离和姿态等因素的影响. 在不改变点分布模型的基础上, 对齐到同一个点分布模型, 即平均人脸模型 \bar{a} . 用到的操作是平移, 旋转和缩放. 每一个 a_i 有 4 个参数, $\theta_i, S_i, X_{xi}, Y_{yi}$ 分别是旋转角度, 缩放尺度, 水平方向平移量, 垂直方向平移量. 设 $M(S_i, \theta_i)[a_i]$ 表示对 a_i 做一个旋转角度为 θ_i , 缩放尺度为 S_i 的变换. a_i 向 \bar{a} 对齐的过程就是求 $\theta_i, S_i, X_{xi}, Y_{yi}$, 能使 $E_i = Z_i^T W Z_i$ 最小化的过程. 其中

$$Z_i = a_i - M(S_i, \theta_i)[a_i] - [X_{xi}, X_{yi}, \dots, X_{xi}, X_{yi}] \quad (2)$$

W 是一个由图像间方差表示的对角矩阵.

然后对于归一化后的形状向量, 使用 PCA^[8] 进行降维, 提取主成分. 进行 PCA 处理后, 任何一个形状向量可以表示为:

$$a_i \approx \bar{a} + P_s b_s \quad (3)$$

其中 P_s 是特征向量矩阵, b_s 为:

$$b_s(i) = P^T \cdot (a_i - \bar{a}) \quad (4)$$

特征点的局部特征是通过相邻特征点局部像素求导获取的, 得到特征点的局部特征后, 可以使用马氏距离来计算两个特征点局部特征之间的距离.

1.2 ASM 搜索

通过训练构建 ASM 模型可以表示为:

$$X = M(S, \theta)[\bar{a}] + X_c \quad (5)$$

初始模型 X 是由平均模型经过旋转角度 θ , 缩放尺度 S , 水平偏移量 X_c 的仿射变换而来. 通过将初始模型覆盖在图像上, 就可以确定所有特征点的初始位

置. ASM 的搜索就是在初始位置的基础上, 用仿射变换和变换参数来搜索确定最终真实的特征点位置.

在初始定位的特征点附近, 选择局部特征值与现有特征点局部特征值马氏距离最小的点作为新的特征点. 新的特征点与第 i 个特征点之间会产生一个位移. 所有的特征点的位移, 构成向量

$$dX = (dX_1, dX_2, \dots, dX_k) \quad (6)$$

通过仿射变换来调整参数使得当前特征点的位置 X 与 $X + dX$ 最为接近. 变换方法如下:

$$db = P^T da_i \quad (7)$$

$$P = (p_1, p_2, \dots, p_t) \quad (8)$$

$$da_i = M((s(1 + dS))^{-1}), \quad (9)$$

$$-(\theta + d\theta)[M(S, \theta) + dX - dX_c] - a_i$$

P 是 PCA 中的主成分向量组成的矩阵. 所以仿射变换的参数和 b 的更新方法如下:

$$X_c = X_c + w_x dX, Y_c = Y_c + w_y dY, \theta = \theta + w_\theta d\theta, \quad (10)$$

$$S = S(1 + w_s dS), b = b + w_b db$$

w_x, w_y, w_s, w_b 是用于控制参数变化的权值, 这样通过上面两个式子就可以得到新的特征点构成的形状. 当仿射变换的参数和 b 的变化不是很大或者迭代次数达到指定的阈值时就结束搜索过程.

2 Hough变换改进的瞳孔特征点定位

2.1 Sobel 梯度算子边缘检测

边缘检测是进行 Hough 变换^[9]的前提, 如文献 9 中在滤波去噪的基础上采用 Canny 算子进行边缘检测. 人眼虹膜的形状近似一个标准的圆形, 其边缘特征与背景有明显的差别. 由于人眼区域在整幅图像中占比较小, 所以本文使用简单的 Sobel 算子. Sobel 算子具有方向性^[10], 对于水平和垂直方向比较敏感. 常用的水平和垂直方向的 3×3 模板如下:

$$h_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h_2 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

设原图像为 $f(x, y)$, $G_1(x, y)$, $G_2(x, y)$ 分别表示图像中每个像素点的水平和垂直方向一阶导数, 则 $G_1(x, y)$, $G_2(x, y)$ 可以通过式 12 和 13 得到.

$$G_1(x, y) = h_1 \otimes f(x, y) \quad (12)$$

$$G_2(x, y) = h_2 \otimes f(x, y) \quad (13)$$

在 Hough 变换中, 使用到主要是边缘强度大小来进行投票选择峰值, 它们分别是式 14, 式 15:

$$M(x, y) = \sqrt{G_1^2(x, y) + G_2^2(x, y)} \quad (14)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(G_2(x, y) / G_1(x, y)) \quad (15)$$

2.2 Hough 变换圆检测

基本的 Hough 变换^[11]采用圆的一般方程为:

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (16)$$

其中, (a, b) 圆心坐标和 r 为圆半径, 它们为图像的参数. 那么, 参数空间可以表示为 (a, b, r) , 图像坐标空间中的一个圆对应参数空间中的一个点. 计算过程是让 a, b 在取值范围内增加, 解出满足上式的 r 值, 每计算出一个 (a, b, r) 值, 就对数组元素 $A(a, b, r)$ 加一. 计算结束后, 找出最大的 $A(a, b, r)$ 对应的 a, b, r , 就是所求的圆的参数. 参数映射示意图如图 3, 实验中检测到的瞳孔圆如图 4.

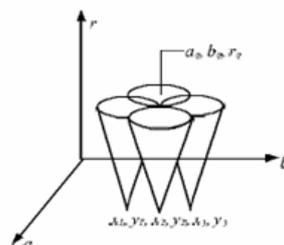


图 3 圆的参数映射



图 4 检测到瞳孔圆

3 实验结果及分析

为了验证本文所提出方法的有效性和准确性, 我们在实验室采集的标准人脸图像对算法进行了测试和比较. 这个图像集由 35 个人, 每人 2 幅分别对应不同时期采集的图像组成, 图像尺寸为 $256 \text{ pixel} \times 320 \text{ pixel}$. 实验中根据两个不同的时期, 进行了两组实验. 实验中图像的处理流程如图 5 所示. 实验中人眼区域长宽和瞳孔圆半径的搜索范围的基准是:

$$\frac{\text{eye_dis}}{\text{std_eye_dis}} \quad (17)$$

分子为实际瞳距, 分母为标准瞳距, 试验中使用的为 65 pixel .

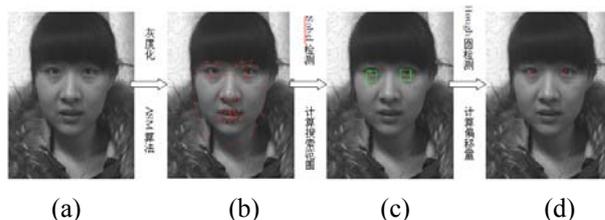


图 5 瞳孔特征点精确定位流程图



图 6 调整前后效果图

图 5(b)是所有的人脸特征点, 图 5(c)中的红色矩形框就是瞳孔特征点的搜索范围区域, 中间点就是 ASM 算法定位出来的瞳孔点. 图 6 是图 5(d)局部放大后的调整前和调整后的效果图, 其中直径小的十字是调整后的瞳孔点位置, 直径大的十字是调整前的瞳孔点位置. 调整后的位置相比于调整前的位置更加接近人眼观察到的真实人眼瞳孔点. 在光照不均和表情变化下, 传统 ASM 算法定位出来瞳孔点误差较大, 可以通过局部调整来改进定位的准确性.

3.1 与 ASM 定位结果对比

为了查看调整后的特征点相比与传统 ASM 定位出来的结果更加准确. 进行如下的实验, 分别使用 ASM 算法和本文的方法来比较这两个瞳孔点, 4 个坐标数字之间的位置偏移, 以像素为单位. 下图是其中一组实验得到相对于调整前的特征点调整位置偏移图如图 7, 以像素为单位. 通过图 7 可见, 在使用 Hough 变换局部调整会产生 -8 到 10 像素的位置偏移.

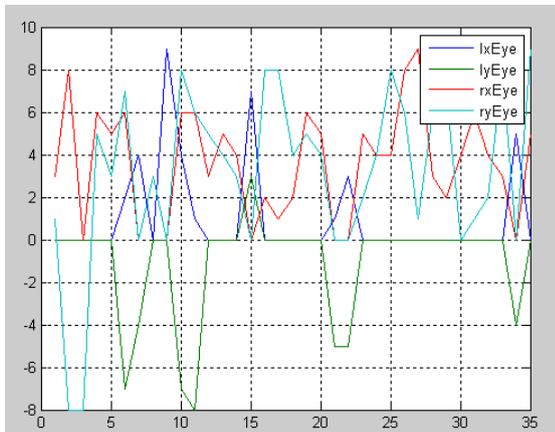


图 7 瞳孔特征点坐标偏移图

在我们的一个基于 ASM 人脸识别系统上, 使用的 LBP^[12]特征来进行特征比较. 对比使用传统 ASM 算法和本文改进的方法, 进行人脸识别实验. 在实验室采集的人脸图像集上 51*11/人的人脸图像, 图像规格同上, 实验发现使用改进后方法相对改进前提高了 5% 通过率, 试验结果如表 2.

表 2 改进前后人脸识别试验

图像集 (不同时期)	左眼调整 前的均值	右眼调整 前均值	左眼调整 后均值	右眼调整后 均值
第一组	6.20	7.91	5.79	10.43
第二组	7.41	7.53	7.24	8.95

3.2 与手工标定位置对比

为了证明本文的方法确实提高了瞳孔中心点的定位准确性, 对于这 35 幅彩色正面人脸场景图像, 手工的标注这些特征点的坐标位置, 并做好记录. 把人工手动标定的特征点位置作为标准的瞳孔位置. 然后计算 ASM 方法和使用 Hough 变换改进的 ASM 与人工标定的位置点之间的欧式距离. 点 $P(x_1, y_1)$ 和点 $Q(x_2, y_2)$ 之间的欧式距离为:

$$D_{PQ} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (18)$$

调整前调整后的与标准点间的距离如图 8, 在图中可以发现, 调整后的曲线 Y 轴值普遍低于调整前的 Y 轴值. 对比 35 幅图像调整前和调整后的欧式距离均值比较如表 3, 表中可以见, 调整后的与标准点(手工标定)距离均值更小.

根据图表显示的数据, 可知虽然调整后的特征点与标准点之间仍有差距, 但是调整后的特征点相比调整前的特征点更加接近瞳孔中心点.

表 3 调整前后与标准瞳孔中心点距离均值

图像集 (不同时期)	左眼调整 前的均值	右眼调整 前均值	左眼调整 后均值	右眼调整后 均值
第一组	6.20	7.91	5.79	10.43
第二组	7.41	7.53	7.24	8.95

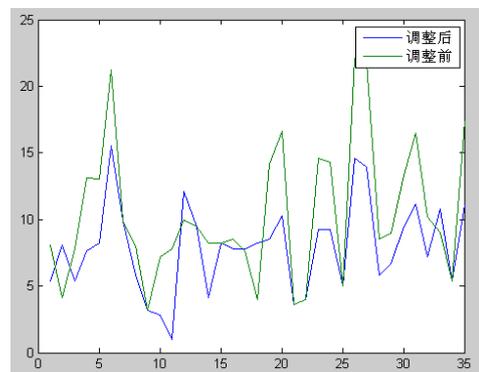


图 8 调整前后与标准瞳孔中心点的距离

3.3 改进方法分析

研究表明, 人的感知过程是全局到局部, 由粗到

精的处理过程。即首先通过大范围的全局特征来进行粗分析,然后在这一基础上,通过进一步捕捉局部细节,使分析越来越精细,最终获得对感知对象的准确理解。改进ASM人眼虹膜中心点的定位过程就是使用了这个原理。首先使用ASM算法,初定位特征点的位置,然后再通图像处理的算法,来在小范围里面,使用Hough变换寻找更加精确的特征点位置。

使用ASM的初定位结果,缩短了圆的参数的范围,大大的降低了计算的复杂度。而由于ASM的对于姿态、光照和表情比较敏感,为此,其定位出来的人眼的虹膜中心的位置,与实际的位置是有偏移的。通过与改进前后的对比实验以及与人眼标准点对比实验,改进后的方法不仅可以提高人脸识别的准确性而且还能更精确的定位人眼瞳孔特征点。由此可以证明该方法的可行性和健壮性。由于定位结果是基于ASM算法的,比较依赖于初定位结果定位的区域,所以对于光照和表情的变换是比较敏感的,遮挡眼部区域也会影响实验效果,以致于对于个别的人脸图像,会有不稳定性。而且偏移还与样本图片的质量有关系,如果ASM定位出来的已经很准确的话,那么它的调整位置偏移就很小或者为没有偏移。

4 结论和展望

通过仔细分析传统的ASM算法的训练和搜索过程,发现其瞳孔中心点定位具有一定缺陷,因此提出了使用Hough变换来检测虹膜圆来进行改进。实验结果表明,调整后的特征点距离标准瞳孔中心点更近。瞳孔中心点的精确定位,可以用来进一步精确定位来初始化ASM模型,从而改进ASM其他特征点的定位精度。对于其余特征点的精准定位,可以使用角点检测和模式匹配的方法来改进。使用深度学习的方法来改进特征点定位和特征提取,是未来几年的发展方向。

参考文献

- 1 Cootes TF, Taylor CJ, Cooper DH, et al. Active shape models their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38–59.
- 2 Cootes TF, Edwards GJ, Taylor CJ. Active appearance models. *Proc. of ECCV*. 1998. 231–236.
- 3 王晶,苏光大,刘炯鑫,任小龙.融合改进的ASM和AAM的人脸形状特征点定位算法. *光电子·激光*, 2011, 22(8): 1227–1230.
- 4 Saragih JM, Lucey S, Cohn JF. Deformable model fitting by regularized landmark mean-shift. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 91(2): 200–215.
- 5 Yu X, et al. Pose-free facial landmark fitting via optimized part mixtures and cascaded deformable shape model. *Proc. of the 14th International Conference on Computer Vision, ICCV'13*. Sydney. December 2013.
- 6 Bojanczyk AW, Lutoborski A. The procrustes problem for orthogonal stiefel matrices. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1999, 21(4): 1291–1304.
- 7 孙廷鹏,傅蓉.基于改进的ASM方法的人脸特征点检测. *计算机工程与应用*, 2008, 44(10): 163–165.
- 8 Jian Y, Yang JY. Why can LDA be performed in PCA transformed space. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 563–566.
- 9 秦开怀,王海颖,郑辑涛.一种基于Hough变换的圆和矩形的快速检测方法. *激光与红外*, 2010, 15(1): 109–115.
- 10 袁春兰,熊宗龙,周雪花,彭小辉.基于Sobel算子的图像边缘检测研究. *激光与红外*, 2009, 39(1): 85–87.
- 11 叶峰,陈灿杰,赖乙宗,陈剑东.基于有序Hough变换的快速圆检测算法. *光学精密工程*, 2014, 22(4): 1105–1111.
- 12 王玮,黄菲菲,李见为,冯海亮.使用多尺度LBP特征描述与识别人脸. *光学精密工程*, 2008, 16(4): 696–705.