

一种基于改进的 ASM 人脸特征定位技术^①

Facial Feature Localization Technology Based on an Improved ASM

张冰心 陈锻生 (华侨大学 计算机科学与技术系 福建 泉州 362021)

摘要: 原始的主动形状模型 (Active Shape Model, ASM) 在很多方面得到了广泛的应用,如特征点定位,轮廓提取等。但是,原始 ASM 算法只采用灰度信息进行局部特征匹配,需要的训练样本多,存在精度不够高,鲁棒性不强的缺点。本文提出了一种融入彩色梯度特征的方法来改进原始 ASM 算法,并在 IMM 人脸库上进行对比实验,实验结果表明改进的算法性能比原始 ASM 算法有很大的提高。

关键词: ASM 人脸特征定位 彩色梯度 配准变换 PCA

人脸面部特征定位,就是通过计算机在一幅人脸图像中自动定位出人脸各个器官(眼睛,嘴巴等)的准确位置,人脸的特征定位的好坏对于人脸图像识别效果有直接的影响。

ASM (Active Shape Model, 主动形状模型)^[2] 是一种基于统计模型的特征匹配方法——由 Cootes 等人在 1995 年提出,在人脸定位和医学图像定位等方面有着广泛应用。它既可以灵活地改变模型的形状以适应目标形状不确定的特性,又能将形状的变化限制在模型允许的范围之内。

其中,选取什么样的特征作为 ASM 各特征点的匹配特征直接关系到迭代的最终模型能否逼近真实模型。原始的 ASM 方法只采用特征点法线方向上的灰度信息作为匹配特征,信息量较少而影响特征匹配效果。本文采用 RGB 颜色空间中的三个分量分别作为匹配特征,将 R、G、B 三个通道分配 2:2:1 的权重进行匹配,从而改进 ASM 的定位效果。

1 主动形状模型 (ASM)

ASM 算法首先使用手工标定来提取目标轮廓的特征点的集合,形成训练集;然后用点分布模型 (Point Distribution Models, PDM) 构造样本的先验模型,从统计的角度利用主分量分析 (Principal Compo-

nent Analysis, PCA) 对样本进行简化分析,建立起用来描述物体外形的平均轮廓和形变方式。模型建立后,ASM 方法便进行一个搜索过程:采用灰度匹配(根据局部纹理模型)的方法,在迭代搜索的同时调整先验模型的参数,使模型与目标物体的实际轮廓逐步吻合,从而达到目标准确定位的目的。

1.1 提取轮廓、构建样本集

人脸的外形轮廓可以用特征点集合来描述,特征点一般选在能表示人脸轮廓特征的地方,如嘴角、眼角、下颌等。特征点集合中的各点均用一个二维坐标表示, n 个特征点构成的特征点集合用长度为 $2n$ 的向量 X 来表示,即

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n)^T。$$

选取 L 幅人脸图像进行训练,提取轮廓点,得到训练样本集 W 。由于选取的图像中目标物体的位置及形状一般存在着一定的偏差,故在对样本集 W 进行统计分析前,要使用配准变换的方法对 W 进行归一化处理。

1.2 配准变换 (Align)

配准变换就是在训练集中选一幅图像作为基准图像,对其他的样本选择合适的平移、缩放以及旋转,以使其他图像在人脸的外形上接近于该基准图像。

① 基金项目:福建省自然科学基金计划资助项目(2006J0036)

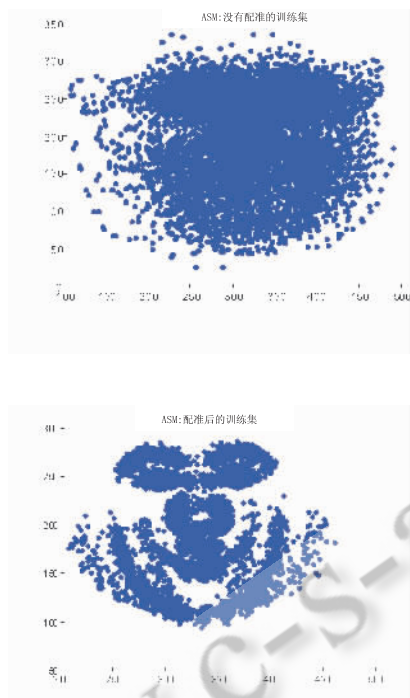


图1 配准前的样本集(上)和配准后的样本集(下)

图1是在 IMM 人脸库^[4]中选取的 120 个人脸样本包括眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、下颌上等 58 个特征点形成的样本集,横轴、纵轴分别为特征点在图像(分辨率比为 $640 * 480$)中的绝对坐标 $[x_i, 480 - y_i]$,其中 $480 - y_i$ 是为了使人脸形状正立。

1.3 建立模型

经过配准变换后,训练图像中的人脸特征点的轮廓在形状和位置上趋于归一。接下来对训练样本做主分量分析(PCA),按照降序取前 t 个特征值及对应的特征向量,其选取依据为:使前 t 个特征值所决定的目标物体形变占有所有 $2n$ 个特征值所决定目标物体形变总量的比例不小于 v (本文取 $v=0.90$),得到表述样本的先验形状模型 $X: X = \bar{X} + Pb$,其中 \bar{X} 是训练样本的平均轮廓; $P = (p_1, p_2, \dots, p_t)$ 是 PCA 得到的前 t 个特征值对应的特征向量组成的矩阵; $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 为形变参数。通过改变参数向量 b (b_i 限制在特征值 $[-3\sqrt{\lambda_i}, 3\sqrt{\lambda_i}]$ 之间),就可以得到新的模型实例。

除了先验形状模型,在每个特征点的附近,还要建立该点的局部灰度模型:连接 PDM 中相邻的两个点,形成人脸的外形轮廓线。找到每个点的法线方向,提

取法线方向上的灰度分布(梯度信息)作为此点的灰度特征模型。

1.4 用模型搜索匹配

将先验模型 X 置于一幅待测试图像中,ASM 利用轮廓的灰度特征进行迭代匹配。具体步骤如下:

1) 初始化模型参数 b ,通常取 $b=0$,获得初始模型 $X = \bar{X} + Pb$;

2) 沿当前模型 X 的每个特征点法线方向进行搜索,来与局部灰度模型匹配,寻找各特征点 (x_i, y_i) 的最佳匹配点 (x'_i, y'_i) ;

3) 更新模型参数 b ,产生由匹配点集合 $\{(x'_i, y'_i), i=1, \dots, n\}$ 构成的模型实例 Y ,并将其设为新的当前模型 X ;

4) 重复 2)、3) 直到模型不再发生明显改变。

在 ASM 方法检索替换点的过程中,除了上面的灰度匹配规则之外,最重要的一点是如何保证合适的备选点包括在搜索范围以内,否则迭代定位过程无法向真实的模型逼近。Cootes 采用多分辨率(Multi-Resolution)^[5]的方法解决了这个问题。

2 融入彩色特征的 ASM

原始的 ASM 方法是根据特征点法线方向的点的灰度模型来进行搜索、匹配,这样做计算量小,但是有些特征点的灰度模型非常相似,容易导致错误的匹配,并且其受姿态、表情的影响大,要求的训练样本多,丢失了彩色信息。

颜色是一个强有力的描绘子,它常常可简化目标物体的区分及从场景中抽取目标;人可以辨别几千种颜色色调和亮度,但是只能辨别几十种灰度层次。所以在 ASM 算法中融入彩色特征将包含更多的信息量,使定位更加准确。RGB 颜色模型是工业界的一种颜色标准,是通过红(R)、绿(G)、蓝(B)三个颜色通道的变化以及它们相互之间的叠加来得到各式各样的颜色的,这个标准几乎包括了人类视力所能感知的所有颜色,是目前运用最广的颜色系统之一。

本文利用 RGB 颜色模型,通过彩色梯度信息来进行搜索匹配。在搜索时,分别计算目标图像中候选点的法线方向上的点(共 $2m+1$ 个,法线两边各 m 个)的 RGB 三个分量的梯度信息和训练得到的模型上的点的法线方向的点($2m+1$ 个)的 RGB 三个分量的梯度信

息,进行匹配,再把匹配时得到的三个差值的平方和进行加权平均,得到的具有最小值的候选点为最佳匹配点。

具体步骤如下:训练样本中,在每个特征点的法线方向上选取 $2m+1$ 个点,法线两边各 m 个。设样本 X_k 上第 k 个特征点处的彩色分布为 $I_{ik} = (I_{ik(1)}, I_{ik(2)}, \dots, I_{ik(2m+1)})$ 。其中 RGB 三个分量的像素值分别为:

$$I_{ik_R} = (I_{ik_R(1)}, \dots, I_{ik_R(2m+1)})$$

$$I_{ik_G} = (I_{ik_G(1)}, \dots, I_{ik_G(2m+1)})$$

$$I_{ik_B} = (I_{ik_B(1)}, \dots, I_{ik_B(2m+1)})$$

对三个通道分别进行处理,以 R 分量为例:先计算 $2m+1$ 个点在 R 分量上的梯度,得到 $g_{ik_R} = (g_{ik_R(1)}, g_{ik_R(2)}, \dots, g_{ik_R(2m)})$,接下来计算在样本集中 L 个训练样本上的平均值 $g_{mean_k_R} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L g_{ik_R}$,之后将得到的梯度值归一化,即 $g_{normalized_k_R} = \frac{g_{mean_k_R}}{g_{sum_R}}$,

其中 $g_{sum_R} = \sum_{k=1}^n g_{mean_k_R}$ 。

最后, $f(g_k) = g_{normalized_k_R} S_g^{-1} g_{normalized_k_R}^T$ (其中 S_g 为协方差矩阵)就是第 k 个特征点在 R 通道上的特征。

其他两个通道 G、B 做同样的操作,最后在搜索时每个通道上的特征分别进行匹配,将每个通道进行匹配时得到的特征的差值的平方和再进行加权平均(权重分别为 2:2:1),取最小值的点,就是最佳匹配点。

3 实验及结果分析

本文用 IMM 人脸库进行上述改进算法和原始算法的对比实验,IMM 人脸库共 40 人,每人 6 张,包括正面、表情、不同姿态等图像。实验中采用 20 个人的 120 张人脸图像进行训练。在 IMM 人脸库中,已经标定好 58 个特征点,其中,下颌 13 个点,每只眼睛 8 个点,每只眉毛 5 个点,嘴巴 8 个点,鼻子 11 个点,并提供了坐标文档(在计算的过程中,坐标的 x 值乘以图像的宽, y 值乘以图像的高)。

实验的误差根据公式

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_{new,i} - x_{landmark,i})^2 + (y_{new,i} - y_{landmark,i})^2} \text{ 计算,}$$

其中 $(x_{new,i}, y_{new,i})$ 为定位结果的坐标, $(x_{landmark,i}, y_{landmark,i})$ 为标定的坐标。

实验结果部分对比图如下,其中 E 为定位误差,图 2、3、4 为训练样本特征点分别选取下颌上的 13 个点,眼睛和嘴巴上的 24 个点的情况,图 5 为训练样本特征点选取面部 58 个特征点的情况:

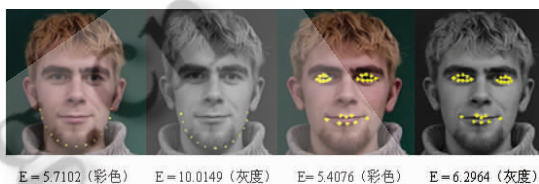


图 2 正面人脸的定位结果

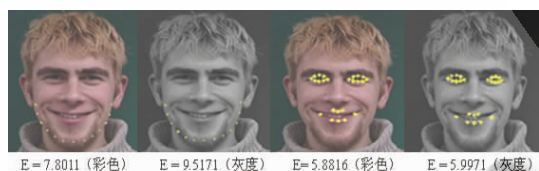


图 3 带表情人脸的定位结果



图 4 多姿态人脸的定位结果

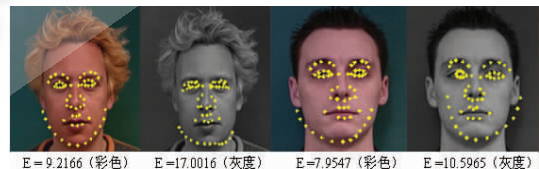


图 5 面部 58 个特征点在正面人脸图像中的定位结果

由图 2、3、4 可以看出:1) 使用 RGB 颜色空间的三个通道的梯度进行合成,比仅使用灰度梯度进行定位误差大大的减小,定位效果有很大的提高;2) 选取下颌上的特征点进行定位,其在正面、表情、姿态图像上的定位误差都比选取眼睛和嘴巴做为特征点时的误差大,也就是说下颌上的特征点比较不稳定。由图 5 可以看出:只采用灰度的梯度信息作

为匹配特征时,定位效果(眼睛,眉毛,鼻子,嘴巴,下颌均定位不够准确)远远差于使用彩色梯度进行定位的结果。

表 1 原始 ASM 算法和改进 ASM 算法实验结果对比

	原始算法的 定位误差 (像素数)	改进算法的 定位误差 (像素数)	提高的 百分比
下颌上 13 个点	11.5917	8.8026	24.06%
眼睛和嘴巴 上 24 个点	7.4151	6.2322	15.95%
人脸面部 58 个点(正面)	12.8668	10.0368	21.99%

表 1 为对训练集外的图像进行测试的平均误差的统计结果,由上面的数据可以看出,不论选取哪些特征点,用彩色信息进行定位的误差都明显下降,准确率都得到了很大的提高。这也说明灰度作为局部特征需要很大的训练样本集才能得到足够的统计信息,否则鲁棒性远远不如彩色的梯度信息作为特征进行定位的效果好。

4 总结

原始的 ASM 算法采用灰度模型进行搜索时的特征匹配,信息量小,需要的训练样本多,鲁棒性和准确性都不高。针对这个问题,本文提出了一种融入彩色信息的方法对其进行了改进,定位准确率和鲁棒性都得到了很大的提高。但是采用本文改进的算法,对人脸的姿态图像的定位还不能够很准确,对正面人脸的下颌部位的定位还不够精确,需要进一步改进。

参考文献

- 1 Cootes, T. F. Taylor. C. J. Statistical models of appearance for computer vision. Tech. Report. University of Manchester. <http://www.isbe.man.ac.uk/~bim/>, Oct 2001.
- 2 Cootes, T. F. Taylor, C. J. Cooper, D. H. Graham. J. Active shape model – their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1):38–59.
- 3 Cootes, T. F. Taylor. C. J. Active shape models – ‘smart snakes’. In: *British Machine Vision Conference*, 1992, 266–275.
- 4 The IMM Face Database. <http://www.imm.dtu.dk/~aam/>.
- 5 Cootes, T. F. Taylor, C. J. Lanitis. A. Active Shape Models: Evaluation of a Multi – Resolution Method for Improving Image Search. *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 1994. 327–336.
- 6 Stegmann, M. B. Ersbll, B. K. Larsen. R. FAME – – a flexible appearance modelling environment. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2003, 22(10):1319C1331.
- 7 Jain, A. K. Hsu. R – L. Face detection in color images. Michigan State University, 2002. 5–8.
- 8 林维训, 潘纲等. 脸部特征定位方法综述. *中国图像图形学报*, 2003, 8(8):849–859.
- 9 Sonka, M. Hlavac, V. Boyle, R. 艾海舟、武勃等译. *图像处理、分析与机器视觉*. 第二版 北京:人民邮电出版社, 2003. 261–268.
- 10 Zhonglong Zheng, Jia Jiong, Duanmu Chunjiang, Xin-Hong Liu, Jie Yang. Facial feature localization based on an improved active shape model. *Information Sciences*, 2008, 178:2215–222.