

一种基于改进的 ASM 的人脸特征点定位方法

韩玉峰¹ 王小林²

(安徽工业大学数理学院 马鞍山 243032)¹ (安徽工业大学计算机学院 马鞍山 243032)²

摘要 主动形状模型(ASM)在对目标点的搜索过程中,只采用了训练图像中标定点两侧法线方向的 profile 邻域内像素点的灰度信息,且对这些点等视之;搜索时也只限于目标图像标定点两侧法线方向上的若干个像素,范围过于简单。考虑到彩色人脸图像的普及及其携带的丰富的信息,首先在 RGB 空间分三通道分别进行处理,其次对 profile 邻域内像素点赋予不同的权重,建立加权的局部灰度模型,最后把搜索空间拓展到包括传统法线和与之相互平行的相邻的两条法线上的像素点集上。仿真实验表明,以上 3 方面的改进大大提高了 ASM 方法对人脸特征点的定位精度,精度提高 16.5%,是一种可行的改进方法。

关键词 主动形状模型(ASM),局部灰度模型,人脸特征点定位,RGB 空间

中图分类号 TP39 **文献标识码** A

Method of Human Facial Feature Points Positioning Based on Improved ASM

HAN Yu-feng¹ WANG Xiao-lin²

(School of Math and Physics, Anhui University of Technology, Ma'an shan 243032, China)¹

(School of Computer Sciences, Anhui University of Technology, Ma'an shan 243032, China)²

Abstract In the searching of ASM algorithm for target points, only surrounding local gray-level information of pixel points in the profile neighborhood on the training images is adopted, and the pixel points are equally treated. Furthermore, searching space is only limited to several pixel points along the normal direction on both sides of fixed point of target image. Obviously, the searching space is too simple. Considering that color facial images are easily obtained and have rich information, the paper suggested that firstly the images are processed on three channels of R, G and B, and secondly pixel points in the profile neighborhood are endowed with different weights on the construction of local gray-level model. Thirdly, searching space is extended to pixel points on traditional normal line and other two adjacent parallel normal lines. The results of experiments show that the new algorithm greatly improves the accuracy of positioning by sixteen point five percent than traditional algorithm, so the improving way is feasible.

Keywords Active shape model (ASM), Local gray-level model, Facial feature points positioning, RGB space

目前,人脸识别是图像处理与计算机视觉领域的研究热点。而人脸的特征点定位是人脸识别的前期关键步骤,定位的精确与否直接关系到后续应用的可靠性。ASM(主动形状模型)是 Cootes 等人提出的一种基于统计学的灰度和形状分离的可变形模型^[1-5],该算法在训练过程中建立全局形状模型,它能允许一定程度的形状变化,同时又控制变化后的形状还是人脸;通过建立局部灰度模型刻画特征点局部纹理,在对目标图像的迭代搜索过程中逐步与实际轮廓吻合,从而达到对目标的精确定位。实践表明 ASM 具有定位速度快且准确的优点,已经成为人脸特征点定位方面的主流算法^[6]。

但是,ASM 模型也有很多缺陷,首先,传统 ASM 方法在建立特征点处的局部灰度模型时,将标定点法线方向 profile 邻域内 $2m$ 个像素点地位等同起来,忽略了它们的区别,这样可能会引起最终的定位不准确。其次,随着技术的进步,彩色

人脸图像已经占据主流,对彩色人脸图像的特征点定位一般是运用图像处理手段将其转换为灰度图像进行处理,这显然会损失很多人脸色度信息,而这些信息对人脸特征点的鲁棒定位起着非常重要的作用。最后,传统算法搜索空间只限于标定点两侧法线方向上的若干个像素,过于简单,还很容易遗漏真实特征点^[7]。本文从传统的 ASM 思想出发,从以上 3 个方面进行改进,并将改进后的方法应用到人脸特征点定位中。

1 传统 ASM 模型的局部灰度模型

在 ASM 方法中,需要对每个标定的特征点建立局部纹理模型,以便在形状搜索时将其作为启发式信息来更新每个特征点的位置。对于第 i 个特征点,其局部特征的创建过程如下:如图 1 所示,在第 j 幅训练图像上(共 N 幅训练图像)

到稿日期:2012-07-05 返修日期:2012-10-21 本文受国家自然科学基金项目(41075027),2011 年安徽高校省级自然科学基金项目(KJ2011 A040)资助。

韩玉峰(1979-),男,硕士,讲师,主要研究方向为图像处理与模式识别、物理教育,E-mail: hipeak@ahut.edu.cn;王小林(1964-),男,硕士,教授,主要研究方向为图像处理与模式识别。

的第 i 个特征点其两侧,沿着垂直于其前后两个特征点连线的方向上分别选择 m 个像素(该范围称作 profile 邻域)以构成一个长度为 $2m+1$ 的向量,对该向量所包含的像素的灰度值求导得到一个局部纹理。过程如下。

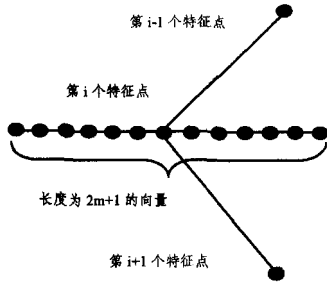


图 1 训练时沿标定点法线方向的 profile 邻域

对于第 j 幅训练图像的第 i 个标定点的灰度值向量可表示为:

$$g_{ij} = [g_{ij1}, g_{ij2}, \dots, g_{ij(2m+1)}]^T \quad (1)$$

它的差分可以表示为:

$$dg_{ij} = [g_{ij2} - g_{ij1}, g_{ij3} - g_{ij2}, \dots, g_{ij(2m+1)} - g_{ij2m}]^T \quad (2)$$

归一化后

$$y_{ij} = \frac{dg_{ij}}{\sum_{l=1}^{2m} |dg_{ijl}|} \quad (3)$$

其中, $dg_{ijl} = g_{ij(l+1)} - g_{ijl}$ 。

对训练集中其他训练样本图像上的第 i 特征点进行同样的操作,便可得到第 i 个特征点的 N 个局部纹理 $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iN}$ 。然后求得它们的均值以及方差,这样就得到了第 i 个特征点的局部特征:

$$\begin{aligned} \bar{y}_i &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_{ij} \\ C_{y_i} &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_{ij} - \bar{y}_i)(y_{ij} - \bar{y}_i)^T \end{aligned} \quad (4)$$

对其他所有的特征点都进行上面的操作,就可得到每个特征点的局部特征。这样,目标图像中某候选点的标准化灰度导数向量 y' 与其训练好的局部特征之间的相似性度量就可以用马氏距离来表示:

$$d = (y' - \bar{y}_i)^T C_{y_i}^{-1} (y' - \bar{y}_i) \quad (5)$$

这个距离反映了目标图像中该候选点和第 i 个特征点之间的相似度, d 值越小,相似度越大。选择相似度最大的候选点作为目标图像中与标定点 i 最匹配的目标点。

2 传统 ASM 模型的搜索空间

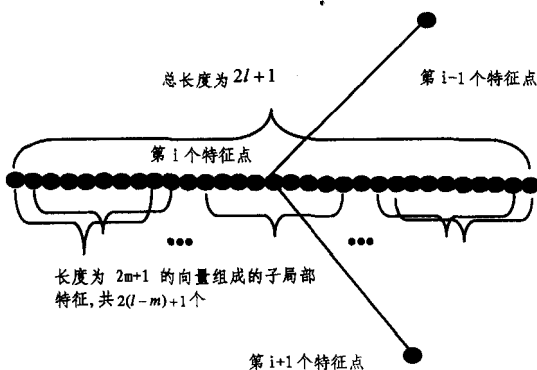


图 2 传统 ASM 模型的搜索空间

训练得到的 ASM 模型覆盖在目标图像上,对于模型中

的第 i 个特征点,在垂直于其前后两个特征点连线方向上以第 i 个特征点为中心,两边各选 $l(l > m)$ 个像素,如图 2 所示,计算这 l 个像素的灰度值导数并归一化,从而得到一个局部特征,沿线方向依次移动局部特征中心点,会得到共 $2(l-m)+1$ 个子局部特征,按式(5)计算这些子局部特征与训练好的第 i 个特征点的局部特征之间的马氏距离,选择马氏距离最小的那个子局部特征的中心即为当前第 i 个特征点的新位置。

3 ASM 模型改进

以下即针对前述 ASM 3 方面的缺陷进行改进。

3.1 赋予标定点法线方向 profile 邻域内 $2m$ 个像素点不同的权重

在人脸图像中,许多特征点,尤其是人脸外轮廓上的特征点处于边缘信息较强的位置上。传统 ASM 方法在建立特征点处的局部灰度模型时,将轮廓点和其两侧抽样点地位视为等同,忽略了边缘轮廓点与其他点的区别。因此,有必要对 profile 邻域内 $2m$ 个像素点赋予不同的权重,认为离标定点越近的像素点越重要,赋予高权重;离标定点越远的像素点越次要,赋予低权重,权值随离标定点的距离增大而依次减弱,两侧离标定点的距离相同的像素点赋予相同权值。如图 3 所示,用颜色依次变淡表示这种权重的变化趋势(颜色越深越重要),标定点 i 点两侧权重对称分布。

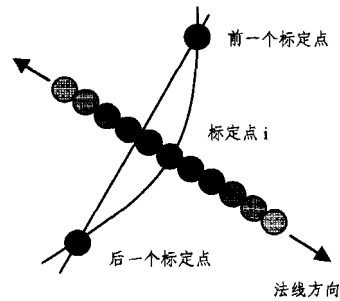


图 3 标定点法线方向 profile 邻域内像素点的不同重要性示意图

鉴于目标图像和目标图像中各像素灰度的随机性,考虑到高斯分布是自然界最常见的一种分布,是一个在数学、物理及工程等领域都非常重要的概率分布,在统计学的许多方面有着重大的影响力,我们有理由认为,上述 profile 邻域内 $2m$ 个像素点被赋予的不同权值遵循高斯分布,不妨设为一维零均值离散高斯函数 $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} (\sigma=1)$,这些权值(概率)之和为 1。如图 4 所示,横轴表示离标定点的距离,纵轴表示 profile 邻域内 $2m$ 个像素点的重要性。

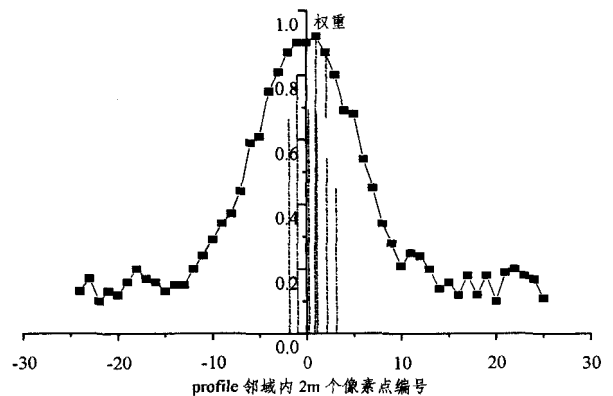


图 4 各像素点权重遵循的高斯分布示意图

考虑到标准正态分布曲线下, $(-2.58, +2.58)$ 区间的概率占到 99%, 这样, 在标定点的另一侧 m 个像素点的权值就依次可以表示为(按离标定点的距离由近及远):

$$\varphi\left(\frac{2.58}{m}\right), \varphi\left(2 \times \frac{2.58}{m}\right), \varphi\left(3 \times \frac{2.58}{m}\right), \dots, \varphi\left(m \times \frac{2.58}{m}\right) \quad (6)$$

在标定点的另一侧 m 个像素点也是如此, 显然有: $2 \sum_{k=1}^m \varphi\left(k \times \frac{2.58}{m}\right) = 1$ 。式(6)中各式即是标定点的另一侧 m 个像素点的权值。

3.2 局部加权灰度模型的构建

基于 3.1 节中的权重思想, 下面建立第 i 个标定点的局部灰度模型, 它共由 $2m$ 个像素点和 1 个标定点的组成, 建立过程如下:

1) 计算训练集中第 j 个样本上的第 i 个特征点的局部灰度向量 g_{ij} :

$$g_{ij} = [g_{ij1}, g_{ij2}, \dots, g_{ij(2m+1)}]^T \quad (7)$$

显然, g_{ij} 是由以该特征点为中心, 在垂直于其前后两个特征点连线方向上分别选择 m 个像素生成的一个长度为 $2m+1$ 个像素的灰度信息所构成。

2) 它的差分可以表示为:

$$g'_{ij} = dg_{ij} = [g_{ij2} - g_{ij1}, g_{ij3} - g_{ij2}, \dots, g_{ij(2m+1)} - g_{ij2m}]^T \quad (8)$$

3) 建立局部加权灰度模型:

$$\begin{aligned} g_{ij}^W &= dg_{ij} \\ &= \left[\varphi\left(m \times \frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij2} - g_{ij1}], \varphi\left((m-1) \times \frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij3} - g_{ij2}], \dots, \varphi\left(\frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij(m+1)} - g_{ijm}], \right. \\ &\quad \left. \varphi\left(\frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij(m+2)} - g_{ij(m+1)}], \varphi\left(2 \times \frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij(m+3)} - g_{ij(m+2)}], \dots, \varphi\left(m \times \frac{2.58}{m}\right) \cdot [g_{ij(2m+1)} - g_{ij2m}] \right]^T \end{aligned} \quad (9)$$

其中, g_{ij}^W 中的上标 W (Weight) 意为加权后的差分。

4) 对上式进行规格化, 得到归一化梯度向量 G_{ij} :

$$G_{ij} = \frac{g_{ij}^W}{\sum_{k=1}^{2m} g_{ijk}^W} \quad (10)$$

5) 建立第 i 个标定点的局部加权灰度统计模型:

$$\begin{aligned} \bar{G}_i &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N G_{ij} \\ S_i &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (G_{ij} - \bar{G}_i)(G_{ij} - \bar{G}_i)^T \end{aligned} \quad (11)$$

3.3 融入彩色信息, 建立局部加权彩色模型

彩色图像比灰度图像包含更多的信息, 颜色是一种有力的图像描绘子, 人们可以辨别几千种不同的彩色, 但是只能辨别几十种灰度层次。在 ASM 模型中如果融入人脸彩色信息, 必将使各像素点的区分度更大, 也使人脸特征点定位更为精确。而 RGB 颜色空间在数字图像处理中是一种十分常用的彩色显示空间, 通过对红(R)、绿(G)、蓝(B) 3 个颜色通道的变化以及它们相互之间的叠加来得到各种颜色^[8]。

以下基于 RGB 颜色空间, 在 3 个颜色分量通道上分别进行处理, 在 3.2 节局部加权灰度模型的基础上, 进一步建立局

部加权彩色模型, 建立过程如下:

1) 对训练集中第 j 个样本上的第 i 个特征点, 提取其自身和法线方向 profile 邻域内 $2m$ 个像素点的彩色分布, 组成局部彩色向量:

$$I_{ij} = [I_{ij1}, I_{ij2}, \dots, I_{ij(2m+1)}]^T \quad (12)$$

2) 上述分量的每个元素都是由相应的 RGB 值组合而成, 分解得到 3 个 RGB 分向量像素值如下:

$$\begin{aligned} R \text{ 分向量:} \\ I_{ij,R} &= [I_{ij1,R}, I_{ij2,R}, \dots, I_{ij(2m+1),R}]^T \end{aligned} \quad (13)$$

G 分向量:

$$I_{ij,G} = [I_{ij1,G}, I_{ij2,G}, \dots, I_{ij(2m+1),G}]^T$$

B 分向量:

$$I_{ij,B} = [I_{ij1,B}, I_{ij2,B}, \dots, I_{ij(2m+1),B}]^T$$

3) 类似于 3.2 节的方法, 构建 R 分量的局部加权模型:

① 式(13) $I_{ij,R}$ 的差分表示为:

$$\begin{aligned} I'_{ij,R} &= dI_{ij,R} \\ &= [I_{ij2,R} - I_{ij1,R}, I_{ij3,R} - I_{ij2,R}, \dots, I_{ij(2m+1),R} - I_{ij2m,R}]^T \end{aligned}$$

② R 分量的局部加权模型为:

$$\begin{aligned} I_{ij,R}^W &= dI_{ij,R} \\ &= \left[\varphi\left(m \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij2,R} - I_{ij1,R}), \right. \\ &\quad \left. \varphi\left((m-1) \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij3,R} - I_{ij2,R}), \dots, \right. \\ &\quad \left. \varphi\left(1 \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij(m+1),R} - I_{ijm,R}), \right. \\ &\quad \left. \varphi\left(1 \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij(m+2),R} - I_{ij(m+1),R}), \right. \\ &\quad \left. \varphi\left(2 \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij(m+3),R} - I_{ij(m+2),R}), \dots, \right. \\ &\quad \left. \varphi\left(m \times \frac{2.58}{m}\right) (I_{ij(2m+1),R} - I_{ij2m,R}) \right]^T \end{aligned} \quad (14)$$

③ 对式(14)进行规格化, 得到归一化梯度向量:

$$I_{ij,R}^{WN} = \frac{I_{ij,R}^W}{\sum_{k=1}^{2m} I_{ijk,R}^W}$$

式中, 上标 N (Normalize) 意为归一化。

④ 建立第 i 个标定点的局部加权灰度统计模型:

$$\bar{I}_{i,R}^{WN} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_{ij,R}^{WN}$$

$$S_{i,R} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (I_{ij,R}^{WN} - \bar{I}_{i,R}^{WN})(I_{ij,R}^{WN} - \bar{I}_{i,R}^{WN})^T$$

4) 类似于上面 3) 的步骤, 处理 G、B 分量, 也可得到相应的局部加权统计模型。至此, 就建立了局部加权彩色模型。

搜索时, 对某一候选点在 R 通道上求出标准化灰度导数向量 Y_R , 其训练好的局部加权特征之间的相似性度量用马氏距离来表示: $d_{i,R} = (Y_R - \bar{I}_{i,R}^{WN})^T S_{i,R}^{-1} (Y_R - \bar{I}_{i,R}^{WN})$ 。同理计算出 G、B 通道上的马氏距离 $d_{i,G}$ 、 $d_{i,B}$ 。使 $2d_{i,R} + 2d_{i,G} + d_{i,B}$ (取三通道权重比 2:2:1) 取最小值的点就是最佳的匹配点。

3.4 搜索空间的改进

传统 ASM 搜索空间只限于标定点的两侧法线方向上的若干个像素, 过于单一化, 遇到最优特征点不在此法线方向上, 就会造成遗漏。本文考虑在上述改进后的局部加权模型的基础上, 把搜索空间拓展为: 标定点两侧法线方向上的若干个像

素和此法线上方以及下方间隔单位像素且与此法线平行的两条直线上的若干个像素,实现时,只需将传统搜索空间的各像素向上(下)平移一个像素单位后进行搜索即可,如图5所示。

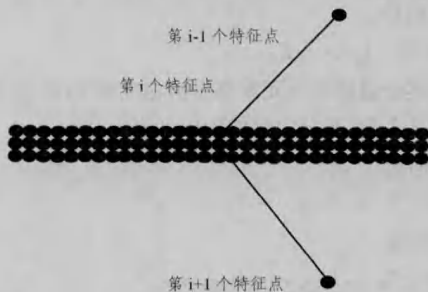


图5 搜索空间的拓展

4 实验与结果分析

基于上述改进措施,利用 MATLAB(R2010b)平台,采用 IMM 彩色人脸库^[9]进行实验,40 人每人选 2 幅共 80 幅人脸图像作为训练集,库中剩余图像用于测试。对比分析传统 ASM 方法与改进的 ASM 方法对定位效果的影响。图6给出了部分图像的定位结果的比较(左列是传统的 ASM 的定位结果,右列是改进的 ASM 的定位结果)。



图6 改进前后特征点定位效果比较

实验表明,改进的 ASM 要比传统 ASM 定位准确很多,毕竟融入了彩色信息和建立局部加权彩色模型后,丰富了标定点的信息量,从而搜索到了更为准确的面部特征点,并且由于拓展了搜索范围,使得真实特征点被遗漏的可能性大大减小。现在我们参考杨利敏博士的算法精度评价标准^[10]来对改进后的算法进行性能评价。

4.1 定位精度评价

通过对测试样本进行实验,比较定位精度,使用 origin 8.0,描点得到图7所示的定位误差曲线。

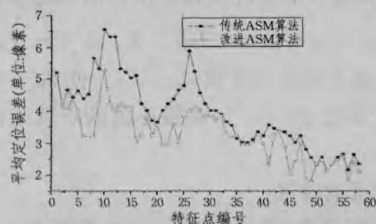


图7 定位误差对比曲线

由实验数据得到的改进后算法的平均定位误差如表1所列。

表1 平均定位误差对比

算法	平均定位误差/像素
传统算法	3.9408
改进算法	3.2903

实验结果表明:改进算法比传统算法在定位精度上提高了 $\frac{3.9408-3.2903}{3.9408} \times 100\% = 16.5\%$ 。

改进后的算法对大多数特征点定位更为精确,尤其是嘴巴、腮及下颚处,但有些特征点的定位精度和传统算法相差不大。总体而言还是可观地提高了定位精度。

4.2 定位时间评价

时间复杂度是任何算法的重要评价标准,而人脸特征点定位如果要应用于人脸识别、视频跟踪等实际场合,一定要在可以容忍的时间内完成相对准确的特征点定位,以满足实时性的要求。

表2列出了传统 ASM 定位的平均时间以及改进的 ASM 定位的平均时间。

表2 平均定位时间对比

算法	平均定位时间/ms
传统算法	29.1
改进算法	60.3

从表2可以看出,改进后的算法和传统算法在定位时间上有很程度的增加,原因分析如下:不管是融入彩色信息还是赋予 profile 邻域点以不同权重,都是线性运算,并不加大算法的时间复杂度;但搜索空间从一条线拓展到三条线会提高算法的时间复杂度,这也是精度定位必然要付出的代价。

结束语 本文主要对主动形状模型进行了改进,融入了彩色信息,对 profile 邻域内像素点赋予了不同的权重以及拓展了 ASM 的搜索空间。实验表明,改进措施有效地提高了人脸特征点的定位精度,只是稍微提高了时间复杂度,但在可以容忍的范围内,随着研究的深入再来解决这些问题。

参考文献

- [1] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Training Models of Shape from Sets of Examples[C]//Proc. British Machine Vision Conference, Springer-Verlag, 1992:9-18
- [2] Cootes T F, Taylor C J. Active shape models "smart snakes"[C]//Proceeding of the British Vision Conference, Leeds, London, U K, Springer-Verlag, September 1992:266-275
- [3] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape model—their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59
- [4] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active Appearance Models [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 681-685
- [5] Cootes T F, Taylor C J, Lanitis A. Multi-Resolution Search with Active Shape Models[C]//Proc. ICPR. 1994
- [6] 林维训,潘纲,吴朝晖,等.脸部特征定位方法[J].中国图像图形学报,2003,8(8):849-859
- [7] 山世光.人脸识别中若干关键问题的研究[D].北京:中国科学院计算技术研究所,2004
- [8] 章毓晋.图像处理(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2006: 165-166
- [9] The IMM Face Database[OL]. <http://www2.imm.dtu.dk/~aam/>
- [10] 杨利敏.图像特征点定位算法研究及应用[D].上海:上海交通大学,2008