

一种基于偏转角度的 AAM 人脸特征点定位方法

付海晶,王 民,王稚慧

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院,陕西 西安 710055)

摘要:对有偏转角度的人脸特征点定位来说,拟合初始位置和模型的角度对人脸特征点定位效果有很大的影响。而传统的 AAM(Active Appearance Models)人脸特征定位方法没有具体考虑这一问题,对有偏转角度的人脸特征点的定位准确率和速度并不理想。为解决这个问题,文中提出了一种利用两眼中心坐标和嘴中心坐标来计算人脸偏转角度,根据坐标和角度确定拟合初始位置和模板的方法。用 Adaboost 和 YCbCr 对人脸进行预检测,根据找到的特征区域计算偏转角,用反向算法结合该角度的模板进行特征点定位。实验的测试结果表明本方法对有偏转角度的人脸的特征点定位比传统方法在准确度和速度上都有了提高。

关键词:主动表现模型;偏转角;人脸特征点;反向组合算法

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)09-0025-04

An AAM Localization Method for Human Facial Features Based on Deflection Angle

FU Hai-jing, WANG Min, WANG Zhi-hui

(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture & Technology,
Xi'an 710055, China)

Abstract: For face feature localization that has deflection angle, model angle and the initial position of fitting have a great effect on face feature localization. However, traditional AAM (Active Appearance Models) face feature localization method do not think about this problem, the location accuracy and speed for the face with deflection angle feature points is not ideal. A method based on deflection angle was proposed in this paper to solve this problem, a kind of method is put forward. This method uses two eyes and mouth center coordinates to calculate face deflection angle and find the initial position of fitting and templates. Adaboost algorithm and facial skin properties in YCbCr color space are applied to pre-detection of facial features in the images, according to the features area that is found in pre-detection the deflection angle was calculated, inverse compositional algorithm combined with the template of the angle were used to locate feature points. Experimental result shows that for feature points localization of face which have deflection angle, this method are improved than traditional method in both accuracy and speed.

Key words: AAM; deflection angle; human facial features; inverse compositional algorithm

0 引言

主动外观模型(AAM)人脸特征点定位方法,是一种比较有效的人脸特征点定位算法,它既考虑了局部特征信息,而且还考虑了全局的形状和纹理信息,通过对人脸的形状特征和纹理特征进行统计分析,建立对应的 AAM 模型,对被测人脸对象进行特征点定位。AAM 算法最早由 T F Cootes 等人^[1]于 1998 年提出,T F Cootes 等人提出的随机梯度递减算法和早期的 Lev-

enberg-Marquardt^[2]算法大体上都是基于迭代的算法,在这两种方法中每次迭代时都需要进行大量的运算,拟合效率不高。随后,Simon Baker 等人^[3]在此基础上提出了反向组合算法,它使梯度和 Hessian 矩阵都能得到提前计算,大大减小了迭代计算工作,因而使拟合算法的速度得到了质的提高。哈尔滨工程大学牛星等人^[4]提出基于局部二值模式 LBP 纹理提取人脸特征点的 AAM 算法,用 LBP 判断预测图片的旋转类型,但是其只能判断人脸左转还是右转,不能用于各种偏转角度的人脸特征点定位。西北工业大学呼月宁等人^[5]提出了一种基于多模板 AAM 的人脸特征点检测方法,有效解决了 AAM 方法在拟合具有水平偏转的人脸时陷入局部优化而无法准确检测的缺点。

以上方法都是在正面人脸或是有较小偏转角度的

收稿日期:2012-02-10;修回日期:2012-05-14

基金项目:陕西省教育专项科研项目(09JK518)

作者简介:付海晶(1985-),女,黑龙江人,硕士研究生,主要研究领域为数字图像处理;王 民,副教授,硕士研究生导师,主要研究领域为智能信息处理。

人脸特征点定位有好的应用效果,而人的脸部姿态万千,给特征点定位带来了困难。虽然文献[5]能解决水平偏转的人脸特征点定位问题,但其在寻找 AAM 模板时要每个 AAM 模板搜索特征点,还要计算搜索结果与该模板的相似度,这种方法大大影响了定位的效率,不适合实际应用。针对以上问题文中给出一种利用两眼中心和嘴中心坐标计算人脸偏转角度,并根据角度选择与其角度匹配的相近模板的方法,不但能解决水平偏转还能解决平面偏转和俯仰偏转的人脸特征点定位。

1 主动外观模型 AAM

主动外观模型(AAM)既包含了形状信息又包含了纹理信息,采用统计学分析方法建立先验模型,即主元元素分析法,将训练好的模型对图像中的目标物体进行拟合匹配,建立形状和纹理的关系。

1.1 形状模型

形状是指去除平移、旋转和缩放变换效果后,目标物体保留下来的最本质的几何信息,即形状对普氏变换具有不变性。假设图像中人脸标定点的个数是 n 个,那么可以用这 n 个标定点的坐标组成的向量来表示训练样本形状,即如下式,

$$\mathbf{s} = (x_1y_1, x_2y_2, \dots, x_ny_n)^T \quad (1)$$

由于 \mathbf{s} 中含有平移、缩放和旋转等变换作用,为了消除这些变换的效果以便对其进行全局变换,用主元元素分析(Principal Component Analysis, PCA)[6,7]的方法进行分析,则样本 \mathbf{s} 的形状模型向量可由下式表示:

$$\mathbf{s} = \mathbf{s}_0 + \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \mathbf{s}_i = \mathbf{s}_0 + \mathbf{p}_i \mathbf{b}_i \quad (2)$$

其中 $\mathbf{p}_i = (s_1, s_2, \dots, s_N)$, $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_N)^T$, \mathbf{s}_0 是平均人脸形状, N 是形状模型经主元元素分析后所得特征值的个数, \mathbf{s}_i 是对应于 N 个最大特征值的特征向量, \mathbf{p}_i 是形状参数, \mathbf{b}_i 为外形参数。

1.2 纹理模型

纹理指人脸的颜色信息,将所有人脸变形到平均外形上并进行采样。得到不同图像中采样出来的像素分别对应的纹理样本。在 AAM 中,纹理模型 $\mathbf{A}(x)$ 实际上就是一张在平均形状 \mathbf{s}_0 上的图像。平均形状 \mathbf{s}_0 内的所有像素点 x 就组成了纹理模型 $\mathbf{A}(x)$ 。对图像应用 PCA 进行处理后,图像 $\mathbf{A}(x)$ 可用式(3)进行估计[8]:

$$\mathbf{A}(x) = \mathbf{A}_0(x) + \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{A}_i(x) = \mathbf{A}_0(x) + \mathbf{p}_i \mathbf{b}_i, \forall x \in \mathbf{s}_0 \quad (3)$$

其中 $\mathbf{b}_i = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)^T$ 和 $\mathbf{p}_i = (t_1, t_2, \dots, t_M)$

都是从训练纹理样本中得到的正变特征向量, $\mathbf{A}_0(x)$ 为平均人脸的纹理模型, $\mathbf{A}_i(x)$ 是前 M 个大的特征值所对应的特征向量, λ_i 是纹理模型的纹理参数。

2 人脸定位和人脸偏转角的计算

2.1 基于 Adaboost 的人脸检测

Adaboost 算法的基本思想是:训练得到一个能够对一个正方形搜索框中的图片进行分类判别。用从小到大不同尺度的搜索框将整张图片扫描一遍,找到图片中所有的人脸位置和大小。一个 Adaboost 分类器[9]是由多层强分类器级联而成的瀑布型检测器,每一层强分类器都是由几个弱分类器组成的,它能对到达该层的图片进行人脸判断,如果候选框图能够通过该分类器的阈值,则进入下一层继续进行判断,如果不能通过,则分类器就对该图片停止检测,被检测的图片将会被淘汰。它使用特征块进行训练,可以对人脸,人眼和嘴分别训练,找到其所在位置。

对找到的人脸,眼睛和嘴及其位置,对标记后的每个区域计算其中心 (x, y) [10]。在人脸图像上找到左右眼的中心和嘴的中心如图 1 所示。



图 1 两眼中心和嘴的中心定位图

2.2 人脸偏转角计算

在图 1 中,利用得到的两眼和嘴中心这三点的坐标,以两个眼睛中心的连线作为参考的基准线,设 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 分别代表右眼 A 和左眼 B 的中心坐标,则该基准线可以表示为 $ax + by + c = 0$ 的基准系数为: $a = y_2 - y_1$, $b = x_1 - x_2$, $c = x_2y_1 - x_1y_2$, 那么两眼间的距离为:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (4)$$

在人脸图片中,设嘴的中心为 (x_3, y_3) , 那么嘴的中心到基准线的距离为:

$$d_1 = \frac{|ax + by + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (5)$$

根据文献[11]在人脸器官的几何模型中两眼中心欧氏距离以 D 表示,那么嘴的中心到两眼中心连线的垂直距离 D_1 也近似等于 D 。即在正面人脸图像中两只眼睛中心的距离与嘴中心到两眼中心连线的垂直距离大致相同。但实际的人脸图像有时不是正面人脸,会有偏转,根据得到的三点坐标[12],可以求出人脸图像中的两眼中心距离 d 和嘴的中心到两眼连线的垂

直距离 d_1 的实际值。

正面人脸上两眼中心和嘴的中心三点组成了一个等腰三角形,可以把水平左右偏转看成是这个等腰三角形以嘴的中心为原点 o ,以嘴的中心到两眼连线的垂直平分线为 z 轴,绕 z 轴旋转,其轨迹形成了一个圆锥体,如图 2 所示。

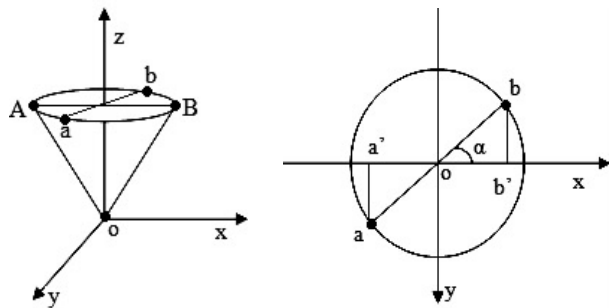


图 2 人脸水平转动模型和水平转动轨迹俯视图

人脸图像中的人脸相当是人脸在 xoz 面的投影即所看到的 aoB , a, b 两点分别代表两只眼睛中心。当 a 到 A, b 到 B 时恰巧是正面人脸,当人脸左右水平偏转时两眼中 a, b 运动轨迹在 xoy 面是个圆,那么在 xoy 平面的投影如图 2 所示。

此圆是以正面人脸两眼中心距离 D 为直径的圆,当人脸偏转时两眼中心不在 xoz 面上其连线与 x 轴成一夹角设为 α 即与 xoz 面的夹角,此时在 xoz 面的投影距离是 d ,由此可知 $D\cos\alpha/2 = d/2$,在此种偏转中,图片中嘴到基准线的距离在 xoz 面上没有变 $d_1 = D_1$,根据 $D_1 = D, \alpha = \arccos(d/D) = \arccos(d/d_1)$, d 和 d_1 可根据公式 4 和公式 5 用其坐标求出,所以水平偏转角度 α 就算出了,是向左还是向右偏转,根据在 xoz 面 z 轴左右人脸区域大小判定,顺时针旋转为正,逆时针旋转为负。

同理对于人脸俯仰的图像,相当于 AoB 这个三角形以 o 为原点,绕着 x 轴旋转,根据在 xoz 面的投影原理,此时两眼中心的距离在 xoz 面不变,嘴中心到基准线的距离在 xoz 面的投影发生了变化,其与 z 轴的夹角即为 AoB 与 yoZ 面的夹角设为 α_1 , 所以这样就得到了俯仰偏转角。

$$\alpha_1 = \arccos(d_1/D_1) = \arccos(d_1/D) = \arccos(d_1/d)$$

由此可知对于单一偏转的图像是水平偏转还是俯仰偏转,是根据 d 和 d_1 的大小判断, $d > d_1$ 是俯仰偏转, $d < d_1$ 是水平偏转。

3 实验与分析

文中使用 IMM 人脸库,IMM 人脸库包含了 40 个人(7 位女性,33 位男性的 240 幅人脸图片),考虑到 IMM 人脸库人脸只有正面偏转和水平偏转,拍摄了 15 人每人 30 张人脸图像,每个人包含正面人脸,水平偏

转人脸,俯仰偏转人脸和水平偏加俯仰偏转人脸,取出 IMM 人脸库 25 人和拍摄的 10 人作为训练集做各种角度的模板,其余作为测试。采用 VC 和 MatLab 等编程工具进行编程工作,同时参考了一些公开的人脸检测函数。

文中用 68 个点,每个眼睛上各有 6 个特征点,眉毛上各有 5 个特征点,嘴上 20 个特征点,脸的轮廓 17 个特征点,来标记人脸。在训练人脸图像时直接根据两眼和嘴中心计算出偏转角度建立模板。对输入待测图像计算其偏转角度,因为在一般情况下 D_1 略大于 D 并且考虑到不同人脸之间的差别,所以文中选择与待定位人脸角度差最小的 5 个模板进行特征点定位。根据文中方法对测试图像进行特征点定位所得的人脸特征点定位效果图和其它方法定位效果图如图 3 所示。

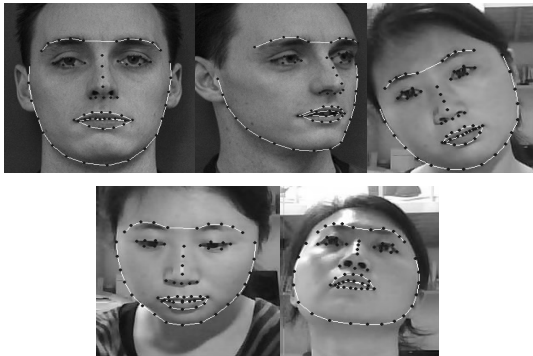


图 3 人脸特征点定位结果图

根据图 3 人脸特征点定位结果,根据所有测试正面人脸的平均定位时间和平均正确率如表 1。从表 1 可看出对于正面人脸三种方法的定位准确度都很高,正确率最高和最低不超过 1%,本方法虽在确定人眼和嘴中心位置时消耗了时间,但根据这三点坐标给出了拟合的初始位置所以时间较快,而文献[5]中方法因为要每个模板都搜索一遍再比较误差,所以增加了定位时间。

表 1 正面人脸特征点定位平均时间和正确率

试验方法	正确率	平均时间(ms)
传统方法	95.56%	582
文献[5]中方法	95.08%	9013
文中方法	96.02%	496

水平偏转人脸特征点定位平均定位时间和平均正确率如表 2。两种方法正确率差不多,因偏转较大时有些特征遮挡所以比正面人脸特征点定位的正确率有明显的下降。但时间同在正面人脸特征点定位中出现的问题一样,文献[5]中方法在找到匹配模板的过程中大大消耗了时间。

文中方法平面偏转人脸特征点定位的准确率达到 93.21%,平均时间 523ms,俯仰偏转人脸特征点定位准确率为 86.07%,平均时间 1573ms。

表 2 水平偏转人脸特征点定位平均时间和正确率

试验方法	正确率	平均时间(ms)
文献[5]中方法	75.31%	4022
文中方法	85.05%	1134

4 结束语

文中提出了一种基于偏转角度的人脸定位方法,与单纯使用反向组合方法的 AAM 人脸特征点定位相比,采用 Adaboost 和 YCbCr 色彩空间得到了人脸的大致位置,进一步找到了眼睛和嘴的位置,解决了拟合中心初始位置问题,根据偏转角度,给出相匹配的模板,减少了迭代次数,提高了人脸特征点定位的速度和准确度。文中方法对有单一偏转角度的人脸特征点定位有较好的定位效果,但当偏转角度过大时效果不理想。还不能解决水平加俯仰的人脸特征点定位,这是下一步需要解决的问题。

参考文献:

[1] Edwards G J, Taylor C J, Cootes T F. Interpreting face images using active appearance models[C]//3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition Proceedings. Washington D C, USA: IEEE Computer Society, 1998:300-305.

[2] Blanz V, Vetter T. A morphable model for the synthesis of 3D faces[C]//Proceeding of SIGGRAPH. New York, NY, USA:

ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co, 1999:187-194.

[3] Matthews I, Baker S. Active appearance models revisited[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):135-164.

[4] 牛 星. 基于改进 AAM 的人脸特征点提取[J]. 应用科技, 2011, 38(4):35-38.

[5] 呼月宁, 张艳宁. AAM 在多姿态人脸特征点检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(12):161-165.

[6] Yang J. Two-dimensional PCA: A New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 26(1):131-137.

[7] 蔡雪君, 谢松云, 张 波. 一种改进的利用五官特征的人脸识别方法[J]. 计算机仿真, 2009(11):228-230.

[8] Baker S, Matthews I. Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3):221-255.

[9] 武 勃, 黄 畅. 基于连续 Adaboost 算法的多视角人脸检测[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(9):1612-1621.

[10] Jeng S H, Liao H Y M, Han C C, et al. Facial feature detection using geometrical face model: an efficient approach[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3):273-282.

[11] 彭一凡, 张 翼, 宋明黎. 基于特征跟踪和融合的人脸风格化动画的研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(2):127-129.

[12] 时书剑, 马 燕. 基于 Gabor 滤波和 KPCA 的人脸识别方法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(4):92-95.

(上接第 24 页)

6 结束语

遗传算法在动态权值系统下最短路径问题所表现出的优越性是有目共睹的,但不能否认, Dijkstra 算法在解决静态权值最短路径^[13]问题时也有着不可替代的优势。这两种算法都还有大量提升和优化的空间。就遗传算法而言,尽量减小算法的时间复杂度,避免结果早熟等都是优化的手段。对于 Dijkstra 算法,如何为算法构造动态权值库也将成为算法优化的关键。

参考文献:

[1] 沙宗尧, 边馥苓. 单源最短路径算法的图示教学设计与实践[J]. 测绘通报, 2010(4):58-61.

[2] 严蔚敏, 吴伟民. 数据结构(C语言版)[M]. 北京:清华大学出版社, 1997.

[3] 鲍培明. Dijkstra 算法在动态权值系统中的应用[J]. 计算机工程, 2000, 26(4):11-12.

[4] 徐庆征, 柯熙政. 求解最短路径的遗传算法中若干问题的讨论[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(6):1507-1509.

[5] 乐 阳, 龚健雅. Dijkstra 最短路径算法的一种高效率实现[J]. 武汉测绘大学学报, 1999, 24(3):209-212.

[6] 郝春梅. 一种改进的 Dijkstra 算法的分析及程序实现[J]. 计算机与现代化, 2011(1):36-38.

[7] 陈益富, 卢 潇, 丁豪杰. 对 Dijkstra 算法的优化策略研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(9):73-75.

[8] 叶仕灏, 王伊蕾. 一种优化 Dijkstra 算法的研究[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(9):272-274.

[9] 康晓军, 王茂才. 基于遗传算法的最短路径求解[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(23):22-23.

[10] 李 擎, 张 伟, 尹怡欣, 等. 一种用于最优路径规划的改进遗传算法[J]. 信息与控制, 2006, 35(4):444-447.

[11] Gen M, Cheng R W, Wang D W. Genetic algorithms for solving shortest path problems[C]//Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997:401-406.

[12] Wu W, Ruan Q Q. A gene constrained genetic algorithm for solving shortest path problem[C]//Proceedings of the 2004 7th International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004:2510-2513.

[13] Kajiya J T, Kay T L. Rendering fur with three dimensional textures[C]//Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH. New York: ACM Press, 1989:271-280.

一种基于偏转角度的 AAM 人脸特征点定位方法

作者: [付海晶](#), [王民](#), [王稚慧](#)
作者单位: [西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055](#)
刊名: [计算机技术与发展](#)
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2012(9)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201209009.aspx