

基于模糊聚类回归的人脸特征点定位研究

吴礼洋,熊 磊,仲柔在

(空军工程大学 航空航天工程学院,西安 710038)

摘 要:传统基于回归的人脸特征点定位算法存在忽略人脸局部结构信息、姿态偏转较大时定位精度差等问题。为此,提出一种基于模糊聚类回归的定位算法。利用人脸特征点之间的局部结构信息对人脸训练集进行聚类,并根据阈值判决结果适度扩充训练样本。分别训练所有子训练集的回归结构,在测试过程中加入多次形状约束以自动调整每次聚类的结果和回归结构的选择,由此提高人脸特征点定位的精度。在 300-W 数据库上的实验结果表明,与形状回归算法和鲁棒姿势回归算法相比,该算法明显提高了姿态偏转较大情况下的定位精度。

关键词:模糊聚类;阈值判决;自适应级联回归;局部结构信息;姿态偏转

中文引用格式:吴礼洋,熊 磊,仲柔在. 基于模糊聚类回归的人脸特征点定位研究[J]. 计算机工程,2017,43(8): 272-278,283.

英文引用格式:Wu Liyang, Xiong Lei, Zhong Rouzai. Research on Facial Feature Point Localization Based on Fuzzy Clustering Regression[J]. Computer Engineering, 2017, 43(8): 272-278, 283.

Research on Facial Feature Point Localization Based on Fuzzy Clustering Regression

WU Liyang, XIONG Lei, ZHONG Rouzai

(Institute of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

[Abstract] There are such problems in traditional facial feature point localization algorithm based on regression that the local structure information is ignored and the localization accuracy is poor when the attitude deflection is large, so this paper proposes a localization algorithm based on fuzzy clustering regression. The face training set is clustered with the local structure information of the face feature points, and the training samples are extended according to the threshold decision. The regression structures for all the sub-training sets are trained separately, and the shape constraints are added for several times in the test process to automatically adjust the results of each clustering and the selection of the regression structure, which improves the location accuracy of the facial feature point localization. Experimental results on 300-W database show that compared with ESR and RCPR, the proposed algorithm can effectively improve the positioning accuracy in the condition of large attitude deflection.

[Key words] fuzzy clustering; threshold decision; adaptive cascade regression; local structure information; attitude deflection

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.08.046

0 概述

人脸特征点定位是在人脸检测的基础上进一步定位出人脸五官和面部轮廓点的位置,主要思想是利用人脸特征点附近的信息和人脸特征点之间的结构关系进行定位。人脸特征点定位是人脸图像处理的一个重要环节,其定位精度直接影响后续工作的可靠性。

早期的人脸特征点定位算法主要有主动形状模型(Active Shape Model, ASM)^[1]、主动表观模型(Active Appearance Model, AAM)^[2]及其一系列的

改进算法^[3-6]。ASM通过形状控制点的位置变化逼近真实形状,只利用了形状变化模型,定位准确率不高。AAM通过结合形状变化模型与纹理变化模型提高了定位精度,但是计算量大,难以处理光照、表情和姿态变化等问题。在ASM和AAM的基础上,文献[7]提出了受限局部模型(Constrained Local Model, CLM),改进了AAM的纹理变化模型,在每个平均脸上通过遍历匹配特征点的邻域位置,完成人脸特征点的检测。文献[8]提出了一种在线参考表观模型(Online Reference Appearance Model, ORAM),利用子空间在线自更新机制,同步反向合

基金项目:国家自然科学基金“面部运动视觉认知表达及分析方法研究”(61379104)。

作者简介:吴礼洋(1993—),男,硕士研究生,主研方向为图像处理、模式识别;熊 磊,副教授;仲柔在,硕士研究生。

收稿日期:2016-07-23 **修回日期:**2016-08-29 **E-mail:**asdf2008808@163.com

成建立 ORAM 的特征点拟合算法,完成人脸特征点定位,效果得到提升,但仍然不能很好地解决光照、表情和姿态变化等问题。

近年来这一领域取得了很大的进展,国内外学者提出了很多运行速度快、定位精度高的人脸特征点定位算法,如基于深度学习^[9-10]、统计学习^[11]和回归技术的算法。基于回归技术的算法主要依赖于选择具有几何不变性的特征,通过级联的弱回归器,以由粗到精的方式一步步回归迭代出人脸的正确形状。文献[12]通过训练级联的弱回归器来拟合人脸形状,能够有效定位人脸特征点坐标。文献[13]提出双层的级联回归结构,并将基于全局的特征选择改进为局部坐标下的特征选择,使其更加适用于对人脸特征点的检测。文献[14]通过附加遮挡信息并加入差值形状索引特征,增强了级联回归算法在局部遮挡情况下的鲁棒性。文献[15]以低维形状参数描述人脸形状,结合明确形状特征索引方法和多重随机特征选择方法,学习一系列形状参数回归量,最终得到对齐的人脸形状,提高了人脸对齐的速度。文献[16]建立了随机森林模型的局部检测器,并提出了全局优化模型的形状约束,减小了遮挡等因素的影响,从而有效提高了算法的精度。

传统基于回归的人脸特征点定位算法都忽略了人脸局部结构信息,当姿态偏转较大时定位精度差。针对上述问题,本文对传统的级联回归算法做了一系列改进,提出基于模糊聚类回归的人脸特征点定位算法。其具有以下特点:1)在训练阶段,充分利用人脸特征点之间的局部结构信息,根据姿态差异对人脸训练集进行聚类,对聚类后的子训练集分别训练回归结构,以提高回归结构的针对性。2)根据阈值判决适度扩充聚类后的子训练集,提高回归结构的稳定性。3)在测试过程加入多次形状约束,自动调整每次聚类的结果并选择合适的回归结构,从而提高人脸特征点定位的精度和鲁棒性。

1 传统级联回归方法

级联回归算法是一种快速、高效的人脸特征点定位方法。该算法通过最小化训练样本对齐过程中产生的误差,并学习一个矢量回归函数,来推断人脸的真实形状。

输入一幅人脸图像 I ,并赋予一个初始形状 S ,人脸形状的迭代更新公式如下:

$$S^o = S^{o-1} + R^o(I, S^{o-1}), t = 1, 2, \dots, O \quad (1)$$

其中, S^o 是第 o 次迭代后的人脸形状; $R^o(I, S^{o-1})$ 是与人脸特征和前一形状 S^{o-1} 有关的形状增量。

显示形状回归采用双层级联回归结构。第 1 层 O 级,第 2 层 I 级,在第 1 层的级联回归中特征选择是变化的,每一个回归器的输入都是前一个回归器的输出,都是在前一级估计形状上取新的人脸特征。

在第 2 层的级联回归中,保持人脸特征不变,每一个弱回归器只对当前估计形状计算一个微弱的形状增量,进而快速得到一个相对准确的人脸形状估计。2 层级联回归结构如图 1 所示。

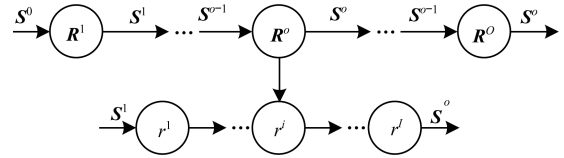


图 1 2 层级联回归结构

通过 2 层级联回归迭代,最终输出对齐后的人脸形状,该形状是初始人脸形状和回归样本形状的线性组合,即:

$$S = S^0 + \sum_{i=0}^N w_i \hat{S}_i \quad (2)$$

其中, w_i 是回归系数; \hat{S}_i 是回归样本形状。因为初始人脸形状和回归样本形状都服从形状约束,所以它们的线性组合也符合形状约束。采用这种线性组合的表示方式能够较好地控制人脸形状。

2 基于模糊聚类回归的人脸特征点定位方法

从级联回归的角度看,人脸特征点定位首先对每一幅训练图像随机提取特征,利用最小化人脸估计形状和真实形状之间的对齐误差,训练级联的弱回归器,然后利用训练好的弱回归器,不断计算出测试人脸的形状增量,更新迭代前一估计形状,最终得到人脸特征点的精确定位。考虑到传统的回归方法在训练过程并没有利用人脸特征点之间的局部结构信息,也没有考虑人脸的姿态和视角对于级联回归的影响,本文重点关注人脸姿态模糊聚类下的分类回归过程。

2.1 图像预处理

图像预处理包含人脸特征点的预处理和人脸图像的预处理两部分。由于训练图像人脸区域大小不一、光照强度不同,因此在提取人脸特征之前需要对人脸图像进行归一化和灰度补偿。

对于一幅人脸图像中的 68 个特征点的表示如下:

$$P = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k), \dots, (x_{68}, y_{68})], k = 1, 2, \dots, 68 \quad (3)$$

其中, (x_k, y_k) 表示人脸第 k 个特征点的坐标。对于 68 个特征点,找到其中横、纵坐标最小的点,然后用 68 个特征点坐标减去 (x_{\min}, y_{\min}) ,得到坐标初始化后的人脸特征点。接着寻找初始化后横、纵坐标最大的点,得到 x_{\max} 和 y_{\max} ,比较这 2 个最大值,找到最大横坐标或纵坐标 z :

$$z = \max(x_{\max}, y_{\max}) \quad (4)$$

接着利用式(5)计算归一化后的特征点坐标:

$$(x'_k, y'_k) = (x_k \cdot 400/z, y_k \cdot 400/z), k = 1, 2, \dots, 68 \quad (5)$$

此时特征点坐标满足宽(或高)正好缩放到 400

大小、高(或宽)小于等于400大小,保证了人脸特征点的形状不失真。然后把包含所有特征点的最小矩形框向四周扩展25个像素,得到一个宽(或高)缩放到450大小、高(或宽)小于等于450大小的人脸区域,完成了人脸图像的归一化。

在光照过强或光照不好的情况下人脸图像的灰度值主要集中于灰度值较小和较大的区间,不利于提取人脸图像的细节,因此需要光照补偿来减小光照强度差异对人脸灰度图像的影响,人脸灰度补偿公式可以写成:

$$I'_{(i,j)} = I_{(i,j)} \cdot \frac{(I_{\max} - I_{\min})}{255}, 1 \leq i \leq 450, 1 \leq j \leq 450 \quad (6)$$

其中, I_{\max} 和 I_{\min} 分别表示每一幅人脸图像中最大的灰度值和最小的灰度值; $I_{(i,j)}$ 是图像中 (i,j) 点的灰度值; $I'_{(i,j)}$ 是光照补偿后 (i,j) 点的灰度值。

2.2 基于模糊聚类回归的人脸特征点定位

传统级联回归算法在训练阶段把各种各样的姿态放在一起进行训练,导致在测试时姿态变化过大的测试样本对齐效果差。针对上述缺陷,本文提出一种基于改进模糊 K-means 聚类的方法,充分利用了特征点之间的局部结构信息,将相近姿态的归为一类进行训练,并根据模糊聚类理论适度扩充人脸训练集,最后在测试过程中引入自适应级联回归,以进一步提高人脸特征点定位的精度。

2.2.1 模糊 K-means 聚类

模糊 K-means 聚类是用隶属度确定每个样本属于某一类程度的一种算法。模糊 K-means 聚类计算出每一类的中心,把 N 个样本分为 K 个模糊组,使得表征所有组内差异性的价值函数达到最小值。体现模糊聚类的隶属矩阵 U 每一列包括了 K 个取值在 0 到 1 之间的元素,且列和为 1:

$$\sum_{i=1}^K u(i,j) = 1, j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

由上式可以得到表征聚类差异性的价值函数:

$$J(U, k_1, k_2, \dots, k_K) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (8)$$

其中, k_K 表示第 K 个模糊组的聚类中心; u_{ij} 是隶属度矩阵 U 中第 i 行 j 列的值; 表示第 j 个样本属于第 i 个模糊组的隶属程度; d_{ij} 表示第 i 个聚类中心和第 j 个样本之间的欧式距离。

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{w=1}^F (k_i^w - x_j^w)^2} \quad (9)$$

根据式(7),建立 N 个样本的约束条件,与式(8)一起建立拉格朗日乘子,构造目标函数如下:

$$\begin{aligned} J(U, k_1, k_2, \dots, k_K, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N) \\ = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d_{ij}^2 - \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(\sum_{i=1}^K u_{ij} - 1 \right) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, λ_j 表示第 j 个样本的约束系数; m 是隶属度的权重指数。对式(10)求极值可以得到目标函数取最小值时的聚类中心 k_i 和隶属度 u_{ij} :

$$k_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (11)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^K (d_{ij}/d_{kj})^{2/(m-1)}} \quad (12)$$

模糊 K-means 聚类算法流程如下:

步骤 1 利用 0~1 之间的随机数,初始化隶属度矩阵 U 。

步骤 2 利用式(11)计算出聚类中心点 k_i 。

步骤 3 根据式(8)计算出表征聚类差异性的价值函数 J 。

步骤 4 比较价值函数 J 是否小于阈值 J_s , 当 $J \leq J_s$ 时,算法停止,否则进入步骤 5。

步骤 5 把更新后的 k_i 代入式(12)计算新的隶属度矩阵 U 。

步骤 6 返回步骤 2。

2.2.2 人脸特征点的模糊聚类

通过 2.1 节对人脸特征点的预处理,得到了坐标范围在 400×400 像素内的 68 个人脸特征点,在训练阶段首先提取出 3 200 张训练样本的特征点坐标,构成一个 3 200 行 136 列的矩阵,矩阵的纵坐标表示 3 200 个需要聚类的高维样本,横坐标表示每个样本的维度。然后利用模糊 K-means 聚类算法把这些人脸特征点分到 K 个模糊组,姿态相近的训练样本被分到同一组中,不同 K 值下的人脸特征点聚类结果如图 2~图 4 所示。

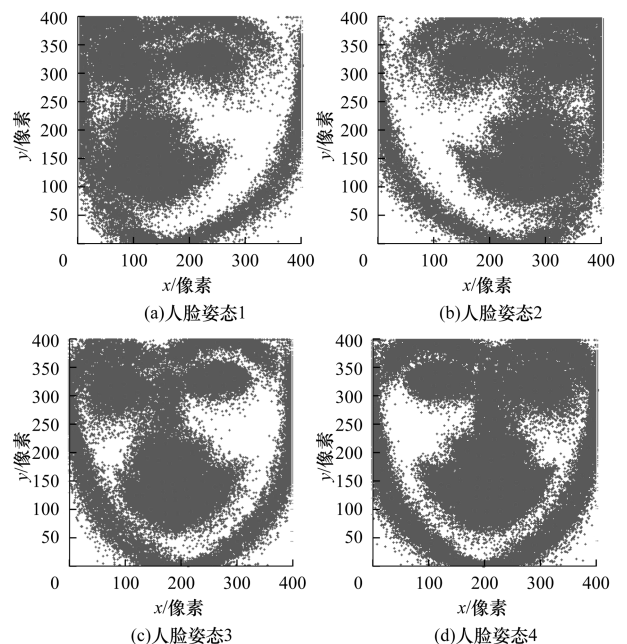


图 2 $K = 4$ 时人脸特征点聚类结果

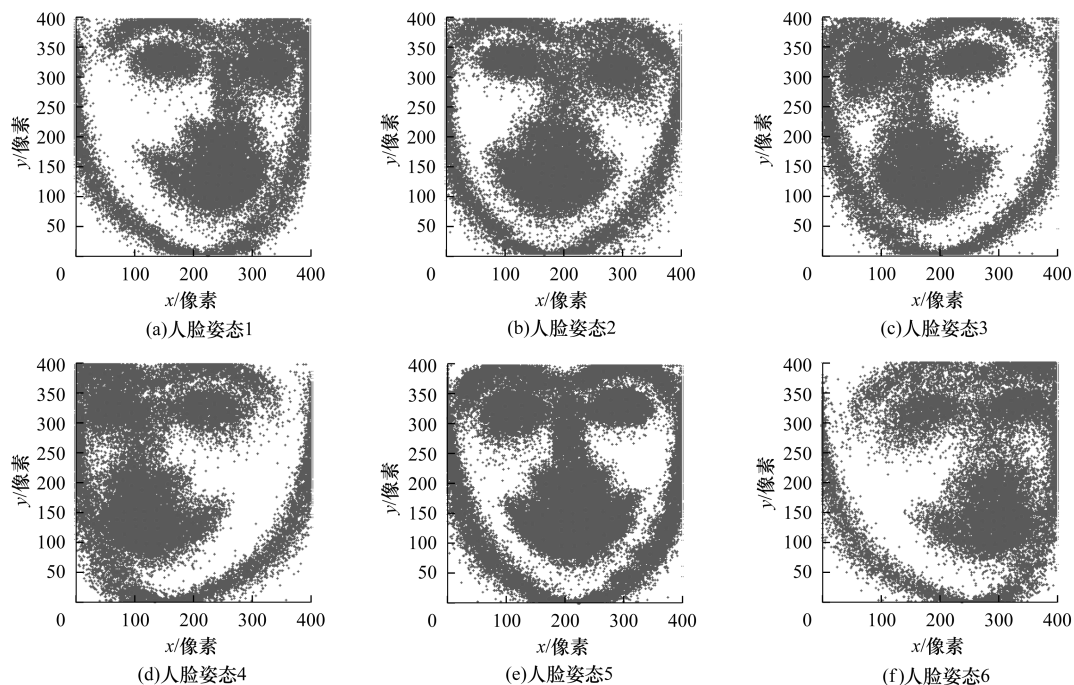


图 3 $K = 6$ 时人脸特征点聚类结果

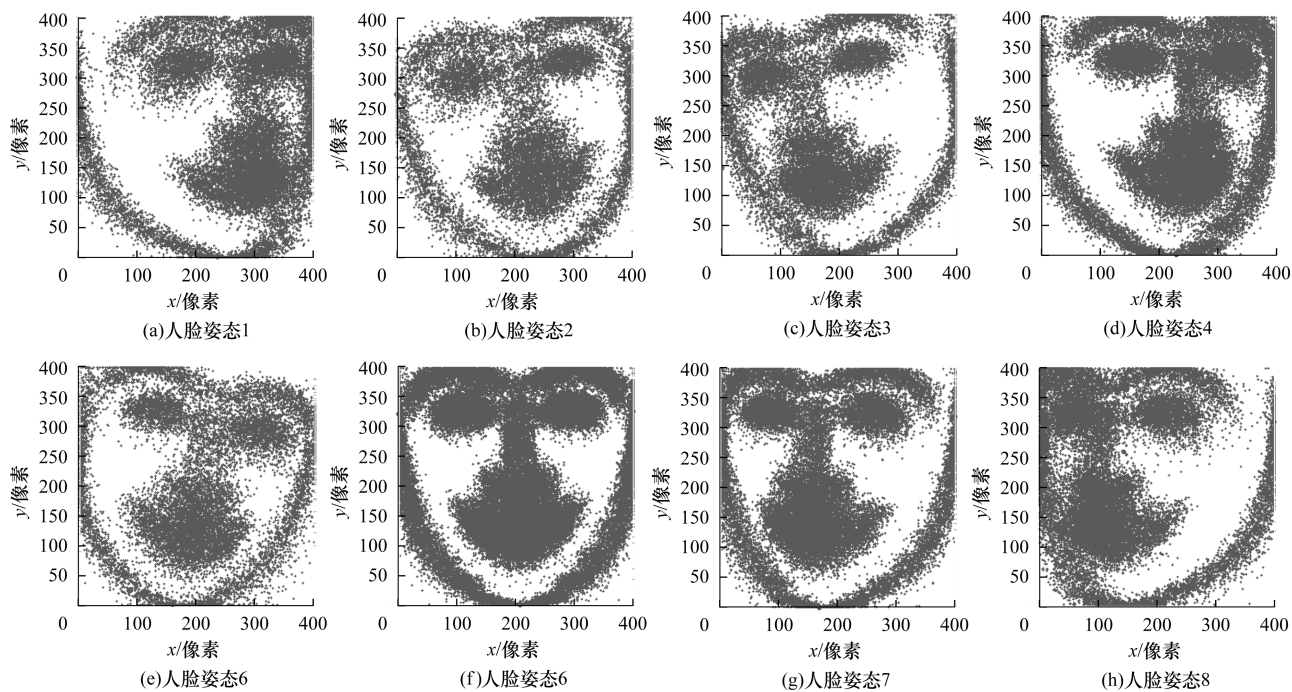


图 4 $K = 8$ 时人脸特征点聚类结果

图中红色的人脸特征点表示聚类中心。可以看出,当 $K = 4$ 时,所有人脸特征点聚为 4 类,体现了 4 个主要姿态,但是聚到每一类的人脸特征点比较分散,与聚类中心的离散化程度大。聚为 6 类时,体现了 6 个主要姿态,每一类的人脸特征点与聚类中心的离散化程度减小。聚为 8 类时,相对于 6 类,正脸的旋转变换被细分了出来,形成了更为精确的 8 个人脸姿态,特征点与聚类中心的离散化程度进一步得到减小。聚类结束后,将训练样本分为包含 8 个不同人脸姿态的子训练集,对每

一个子训练集分别进行级联回归,以训练得到针对不同姿态效果最好的回归结构。

2.2.3 人脸训练样本的扩充

将包含 3 200 幅人脸图像的训练集分成 8 个子训练集后,每个子训练集的样本数量减小,会降低弱回归的训练精度,因此本文提出一种基于阈值判决的训练样本扩充方法来解决这个问题。

模糊聚类通过最小化目标函数,得到每个训练样本相对于各个聚类中心的隶属程度。把训练样本

直接划分到隶属度最大的子训练集,实际是一种硬划分方法。对于2个姿态差异不大的子训练集,存在训练样本对于2个子训练集的隶属度都很大的情况。因此可以将该训练样本同时划分到2个子训练集,这样既扩充了各子训练集的样本数量,又提高了子训练集对微弱姿态偏离的适应能力。子训练集扩充前后的人脸特征点聚类结果如图5、图6所示。

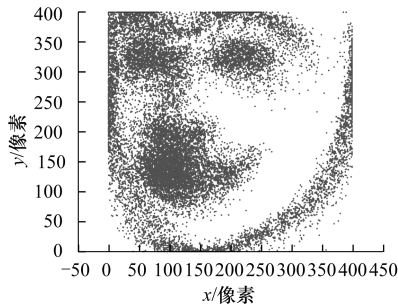


图5 子训练集扩充前的人脸特征点集合

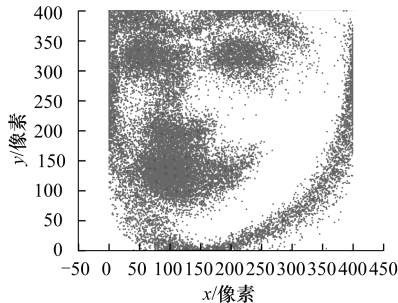


图6 子训练集扩充后的人脸特征点集合

这样可以设定一个阈值 T , 使训练样本属于每一子训练集的隶属度 $memb_i$ 与最大隶属度 $memb_{max}$ 的差值绝对值 T_i 小于等于 T , 其中:

$$T_i = \min_{memb_i \neq memb_{max}} |memb_i - memb_{max}|, i = 1, 2, \dots, K \quad (13)$$

当 $T_i \leq T$ 时, 将该训练样本加入到第 i 个子训练集中, 这样可以把一个训练样本划分到多个子训练集中, 既扩充了子训练集的样本数量, 又提高了这一训练集对微弱姿态偏离的适应能力。

2.2.4 测试阶段的自适应级联回归

在人脸特征点定位的测试过程中, 首先对所有测试样本进行一次2层回归, 大体预测出人脸特征点的位置。然后对所有测试样本分别计算其预测形状与 K 个聚类中心的欧式距离, 找到与预测形状距离最小的聚类中心并将该测试样本分到与子训练集对应的子测试集中, 接着合并 K 个子测试集, 再进行 D 次上述过程, 完成子测试集的自适应更新。之后利用自适应更新后的子测试集和已经训练好的针对 K 个不同姿态的回归结构, 分别进行测试。在测试过程中, 利用已经训练好的弱回归器, 回归出每一阶段的形状偏移量, 经过多次回归迭代, 得到对齐后的人脸图像。测试阶段的自适应级联回归算法流程如下:

步骤1 输入 N 个测试样本, 赋予 N 个初始人脸形状 $\{S_i^0\}_{i=1}^N$ 。

步骤2 随机选取 P 个像素对, 生成 $P(P-1)/2$ 个特征。

步骤3 选择相关性最大的 F 个特征, 根据阈值分类, 获得形状增量 ∂s_b 。

步骤4 更新形状参量, $\partial^i = \partial^{i-1} + \partial s_b$ 。

步骤5 若迭代 I 次, 转步骤6, 否则转步骤3。

步骤6 更新人脸形状 $S^o = S^{o-1} + P \partial^I$, 得到 o 次迭代后的人脸形状 $\{S_i^o\}_{i=1}^N$ 。

步骤7 分别计算 $\{S_i^o\}_{i=1}^N$ 与 K 个聚类中心的欧式距离, 将测试样本分到与子训练集相对应的 K 个子测试集 $\{N_i\}_{i=1}^K$ 中。

步骤8 对 $\{N_i\}_{i=1}^K$, 利用 K 个训练好的多姿态回归结构分别重复步骤2~步骤6, 转步骤9。

步骤9 $o = o + 1$, 若迭代 O 次, 停止, 否则转步骤10。

步骤10 当 $o \geq D$ 时, 直接转步骤8, 否则合并 K 组迭代好的人脸形状 $\{S_i^o\}_{i=1}^N$, 转步骤7。

自适应级联回归在回归过程中加入了多次的形状约束, 在前 D 次级联回归中不断调整聚类结果并自动选择具有针对性的回归结构, 以此提高人脸特征点定位的精度和鲁棒性。

3 实验及结果分析

本文选用300-W人脸数据库作为实验的样本数据, 该数据库包含了3837张人脸图像, 每张人脸图像包含68个人为标注的人脸特征点。在该数据库中, 随机选取3200张人脸图像作为训练集, 剩下的637张作为测试集。实验中选用显示形状回归(ESR)算法^[13]和鲁棒姿势回归(RCPR)算法^[14]进行对比实验。其中, ESR算法提出了一种双层的级联回归结构, 通过将全局坐标下的特征选择改进为局部坐标下的特征选择, 提高了人脸特征点定位的精度。RCPR算法通过附加遮挡信息并加入差值形状索引特征, 增强了级联回归算法在局部遮挡情况下的鲁棒性。实验首先对比了不同聚类数目下, 本文算法和ESR算法、RCPR算法在定位精度上的差异, 然后研究了基于阈值判决的训练样本扩充方法对算法定位精度的影响, 最后研究了自适应级联回归的层数 D 对算法性能的影响。

3.1 参数设置和评估方法

使用随机生成的测试样本和训练样本进行实验, 实验需要对一层级联回归层数 O 、自适应级联回归层数 D 、二层级联回归层数 I 、特征点的提取个数 P 、特征选取个数 F 、模糊聚类个数 K 和样本扩充阈值 T 进行设置。参数设置如表1所示。其中, 算法3~算法5考虑了不同聚类个数 K 对算法性能的影响; 算法6~算法8考虑了不同样本扩充阈值 T 对算法性能的影响。

响;算法 9~算法 12 考虑了不同自适应级联回归层数 D 对算法性能的影响。

表 1 实验参数设置

算法	O	D	l	P	F	K	T
ESR 算法	100	-	50	400	100	-	-
RCPR 算法	100	-	50	400	100	-	-
算法 3	100	-	50	400	100	4	-
算法 4	100	-	50	400	100	6	-
算法 5	100	-	50	400	100	8	-
算法 6	100	-	50	400	100	8	0.005
算法 7	100	-	50	400	100	8	0.010
算法 8	100	-	50	400	100	8	0.015
算法 9	100	4	50	400	100	8	0.010
算法 10	100	5	50	400	100	8	0.010
算法 11	100	6	50	400	100	8	0.010
算法 12	100	7	50	400	100	8	0.010

由于不同测试样本的对齐结果存在尺度上的差异,直接用人眼判断存在一定的误差,因此定义一个计算对齐误差的公式:

$$E = \frac{l}{nl'} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2} \quad (14)$$

其中, (x_i, y_i) 表示人为标注的特征点; l 表示平均人脸两眼间的距离; (x'_i, y'_i) 表示预测的特征点; l' 表示预测人脸两眼间的距离; n 表示特征点的个数。计算所有预测特征点与人为标注特征点之间的距离差值,求和取平均后,与平均人脸两眼间的距离作比值,得到测试样本的对齐误差。当对齐误差大于 0.10 时,认为这幅测试图像对齐错误,统计所有对齐错误样本的数量,除以测试样本总数,得到测试样本的对齐错误率。

3.2 不同聚类数目下的模糊聚类回归

根据不同的聚类数目,可以将训练集分为 K 个代表不同姿态的子训练集。为了验证聚类后不同姿态数目对人脸特征点定位精度的影响,采用表 3 中前 5 个算法进行对比实验,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同 K 值下的对齐误差和对齐错误率

算法	K	平均对齐误差	对齐错误率/%
ESR 算法	-	0.094 2	25.12
RCPR 算法	-	0.081 9	19.86
算法 3	4	0.080 3	19.58
算法 4	6	0.078 4	19.13
算法 5	8	0.079 8	19.45

由表中结果可以看出,不同 K 值下的聚类回归算法相对于 ESR 和 RCPR 算法,平均对齐误差和对齐错误率都有所下降,这说明姿态相对集中的训练集训练出的回归器更适用于与这一类姿态相近的测试样本。而 $K=6$ 时的平均对齐误差和对齐错误率

均比 K 为 4 时小,由此可以看出,姿态分布更加精细后,训练出来的回归器更具有针对性,人脸特征点的定位精度得到提升。但是当 K 等于 8 时,实验结果与 K 等于 6 时相比反而有所下降,原因可能是将训练样本集聚为 8 类后,每一类子训练集的数目减小,没有充足的样本进行训练,最终导致测试时定位精度难以提高。

3.3 子训练集样本扩充对定位精度的影响

考虑到聚类后子训练集的样本数量减小会降低训练弱回归器的精度,采用一种基于阈值判决的训练样本扩充方法,以研究训练样本扩充对定位精度的影响。实验采用表 1 中的算法 5~算法 8 进行实验,实验结果如表 3 所示。

表 3 不同判决阈值对定位精度的影响

算法	T	平均对齐误差	对齐错误率/%
算法 5	-	0.079 8	19.45
算法 6	0.005	0.076 4	19.02
算法 7	0.010	0.075 5	18.76
算法 8	0.015	0.077 9	19.21

由表 3 可以看出,当 T 等于 0.005 和 0.010 时,算法 6 和算法 7 的平均对齐误差和对齐错误率相对于算法 5 均有所降低,其中算法 7 的提升效果最明显,当 T 等于 0.015 时,算法 8 与算法 5 相比,定位精度并没有明显提高。

分析实验结果可以发现,当阈值较小时,虽然扩充的训练样本姿态相似性大,但是样本集扩充的数量不大,定位精度的提高有限。阈值较大时,虽然样本集的扩充量可观,但是加入了许多姿态差异性较大的训练样本,导致回归器姿态针对性不强,定位精度难以提高。而选择大小适中的阈值,既充分考虑了扩充样本的相似性,又兼顾了扩充样本的数量,最终提高了人脸特征点的定位精度。

由此得出,基于阈值判决的样本集扩充方法可以提高测试样本的定位精度。

3.4 自适应级联回归层数对定位精度的影响

为研究自适应级联回归层数 D 对模糊聚类回归定位精度的影响,在保证一级级联回归层数 O 不变的情况下,选取表 3 中算法 7 和算法 9~算法 12 进行实验,实验结果如表 4 所示。

表 4 自适应级联回归层数对算法定位精度的影响

算法	D	平均对齐误差	对齐错误率/%
算法 7	-	0.075 5	18.76
算法 9	4	0.073 6	18.27
算法 10	5	0.071 5	17.97
算法 11	6	0.070 7	17.83
算法 12	7	0.071 2	17.92

由表4可以看出,加入自适应级联回归之后,人脸特征点定位的平均对齐误差和对齐错误率均有所降低,当 D 设置为6时,实验取得了最佳效果。此时经过6次形状约束下的自适应迭代回归,人脸特征点的位置得到相对准确的估计,匹配到的回归结构也更具有针对性,提高了姿态偏转较大条件下人脸特征点定位的精度和鲁棒性。

选择3次实验中分别达到最优的算法4、算法7和算法11与ESR算法和RCPR算法进行对比,这5种算法的人脸特征点定位平均对齐误差和对齐错误率如图7所示。

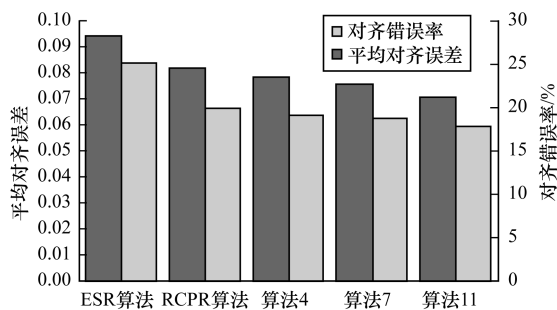


图7 不同算法的平均对齐误差和对齐错误率

算法4表示只使用模糊聚类的级联回归算法,算法7表示加入模糊聚类和阈值扩充的级联回归算法,算法11表示综合模糊聚类、阈值扩充和自适应更新的级联回归算法。

选择部分姿态变化较大的实验结果进行对比,结果如图8所示。



图8 300-W人脸数据库上的定位结果

由图8可以看出,结合模糊聚类、阈值扩充和自适应更新的级联回归算法与ESR算法和RCPR算法相比,定位精度有了很大提高,尤其在应对人脸姿态偏转较大的情况时,能有效提高人脸特征点的定位精度和鲁棒性。

4 结束语

本文针对传统级联回归算法忽略人脸局部结构信息、姿态偏转较大时定位精度差等问题,提出了一种基于模糊聚类回归的人脸特征点定位方法。该方法的主要特点是:利用人脸特征点之间的局部结构信息,将人脸训练集聚类,形成多个具有不同姿态的人脸子训练集,并根据阈值判决适度扩充训练样本,在2层级联回归的结构下,对所有子训练集分别进行回归,得到多个具有针对性的回归结构。并在测试阶段利用前6次回归,预测人脸特征点的大概位置,在这个基础上利用特征点的局部结构信息与子训练集进行自适应更新匹配,然后在匹配的回归结构上进行多次迭代回归,最终得到人脸特征点的精确定位结果。

实验结果中也存在少量姿态变化过大的测试样本定位失败的情况,原因可能是训练集中缺少相似姿态的训练样本,导致训练的回归结构对该姿态的鲁棒性不强。下一步将研究如何解决这一问题。

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] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active Appearance Models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6):681-685.
- [3] Jiao Feng, Li Stan, Shum H Y, et al. Face Alignment Using Statistical Models and Wavelet Features [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003:312-317.
- [4] Zhang Li, Ai Haizhou, Xin Shengjun, et al. Robust Face Alignment Based on Local Texture Classifiers [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 354-357.
- [5] Liu Xiaoming. Generic Face Alignment Using Boosted Appearance Model [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007.
- [6] Saragih J, Goecke R. A Nonlinear Discriminative Approach to AAM Fitting [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007:1-8.

(下转第283页)

4 结束语

针对单一阈值检测方法在散乱点云特征信息提取时存在效率和准确度低的问题,本文提出一种基于双重判定因子检测的特征点提取算法。采用主成分分析法和局部二次曲面拟合方法对散乱点云的微分几何信息(包括法向矢量和曲率信息)进行估算,然后根据计算出的邻域内法向矢量夹角和平均曲率设定双重特征判定阈值,由此提取模型的点云数据。从Fandisk和Trim-Star模型的特征提取结果可以看出,本文算法相对于基于单一阈值的特征检测能够得到较好的提取效果及鲁棒性。在不同噪声环境下的实验结果表明,该算法在提取时间和提取效果上表现更优。下一步将针对大规模、高复杂度的散乱点云数据模型进行特征提取研究。

参考文献

- [1] Xu J, Zhou M, Wu Z, et al. Robust Surface Segmentation and Edge Feature Lines Extraction from Fractured Fragments of Relics[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2015, 2(2): 79-87.
- [2] Lin Y, Wang C, Cheng J, et al. Line Segment Extraction for Large Scale Unorganized Point Clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102: 172-183.
- [3] 孙美玲,李永树,陈强,等.基于迭代多尺度形态学开重建的城区LiDAR滤波方法[J].红外与激光工程, 2015, 44(1): 363-369.
- [4] Gumhold S, Wang X, Macleod R. Feature Extraction from Point Clouds[C]//Proceedings of the 10th International Meshing Roundtable Conference. New York, USA: ACM Press, 2001: 293-305.
- [5] Pauly M, Keiser R, Gross M H. Multi-scale Feature Extraction on Point-sampled Surfaces[J]. Computer

- Graphics Forum, 2003, 22(3): 281-290.
- [6] Demarsin K, Vanderstraeten D, Volodine T, et al. Detection of Closed Sharp Edges in Point Clouds Using Normal Estimation and Graph Theory[J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(4): 276-283.
- [7] Daniels J, Ha L, Ochotta T, et al. Robust Smooth Feature Extraction from Point Clouds[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Shape Modeling & Applications. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2007: 123-136.
- [8] Mrigot Q, Ovsjanikov M, Guibas L J. Robust Voronoi-based Curvature and Feature Estimation[C]//Proceedings of SIAM/ACM Joint Conference on Geometric & Physical Modeling. New York, USA: ACM Press, 2009: 1-12.
- [9] Weber C, Hahmann S, Hagen H. Sharp Feature Detection in Point Clouds[C]//Proceedings of Shape Modelling International Conference. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2010: 175-186.
- [10] 王丽辉,袁保宗.三维散乱点云模型的特征点检测[J].信号处理, 2011, 27(6): 932-938.
- [11] 庞旭芳,庞明勇,肖春霞.点云模型谷脊特征的提取与增强算法[J].自动化学报, 2010, 36(8): 1073-1083.
- [12] 张雨禾,耿国华,魏潇然.散乱点云谷脊特征提取[J].光学精密工程, 2015, 23(1): 310-318.
- [13] 李宝,程志全,党岗,等.一种基于RANSAC的点云特征线提取算法[J].计算机工程与科学, 2013, 35(2): 147-153.
- [14] 王小超,刘秀平,李宝军,等.基于局部重建的点云特征提取[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(5): 659-665.
- [15] 程效军,贾东峰,程小龙.海量点云数据预处理理论与技术[M].上海:同济大学出版社, 2014.

编辑 陆燕菲

(上接第278页)

- [7] Cristinacce D, Cootes T F. Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models[C]//Proceedings of BMVC'06. Edinburgh, UK: [s. n.], 2006: 929-938.
- [8] 郭修宵,陈莹.非约束环境下人脸特征点的稳定跟踪[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(7): 1135-1142.
- [9] Sun Yi, Wang Xiaogang, Tang Xiaou. Deep Convolutional Network Cascade for Facial Point Detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 3476-3483.
- [10] 杨海燕,蒋新华,聂作先.基于并行卷积神经网络的人脸关键点定位方法研究[J].计算机应用研究, 2015, 32(8): 2517-2519.
- [11] 崔滢.基于统计学习的人脸特征点定位算法研究[D].南京:南京理工大学, 2015.
- [12] Dollar P, Welinder P, Perona P. Cascaded Pose Regression[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 1078-1085.
- [13] Cao Xudong, Wei Yichen, Wen Fang, et al. Face Alignment by Explicit Shape Regression[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 107(2): 177-190.
- [14] Burgos-Artizzu X P, Perona P, Dollar P. Robust Face Landmark Estimation Under Occlusion[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia: [s. n.], 2013: 1513-1520.
- [15] 彭明超,包姣,叶茂,等.基于形状参数回归的人脸对齐算法[J].模式识别与人工智能, 2016, 29(1): 63-71.
- [16] 刘仁明,毛建旭,历艳琨.基于随机森林回归的人脸特征点定位[J].电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 684-693.

编辑 张帆