

# 基于相对距离分布聚类的人脸特征点定位算法

仲柔在, 熊磊, 刘畅

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

**摘要** 针对目前主流算法对所有特征点采用整体回归而忽略人脸局部结构信息的问题, 提出了一种新的回归流程结构, 通过基于特征点相对距离分布直方图和  $K$  均值聚类, 结合了人脸结构信息对特征点聚类并分别进行回归, 可以更准确地进行人脸特征点定位。另外, 通过对回归迭代方法进行优化, 可以实现鲁棒的参数更新, 大大提高运算速度。在有遮挡标识的人脸数据库(COFW)上进行了深入的实验, 结果表明: 论文算法对于人脸特征点定位效果显著, 相较于鲁棒姿势级联回归(RCPR)等算法训练时间大幅减少, 其定位准确度也有了一定提高, 而且算法计算效率高, 测试速度则达到 220 fps, 能够满足实时处理的要求。

**关键词** 特征点定位; 人脸结构; 相对距离分布;  $K$  均值聚类; 鲁棒姿势级联回归

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.01.015

**中图分类号** TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)01-0077-06

## An Algorithm of Locating the Feature Points of Human Face Landmarks Based on Relative Distance Distribution

ZHONG Rouzai, XIONG Lei, LIU Chang

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

**Abstract:** In the light of the problems that at present in the main stream algorithms the integral regression method is still applied to all the feature points whereas the local structure information of human face is ignored, a novel cascaded regression structure is presented based on relative distance distribution and  $K$ -means clustering combined with face structure information on clustering facial landmarks and performing regression for each part respectively, the feature points locating of human face can be performed more accurately. In addition, the regression method is optimized to make robust parameter updated with efficiency. The paper carries out a thorough experiment on a face database (COFW) with block identification. The experiments demonstrate that the algorithm is notable in effect with regard to the application of feature points of a human face to the location, and the algorithm is greatly short in training time compared with Robust Cascaded Pose Regression and other state-of-the-art methods and the testing speed is up to 220 fps, thus realizing real-time processing.

**Key words:** feature points locating; structure of human face; relative distance distribution;  $K$ -means; Robust Cascaded Pose Regression (RCPR)

**收稿日期:** 2015-09-16

**基金项目:** 国家自然科学基金 (61379104; 61372107)

**作者简介:** 仲柔在(1992-), 男, 江苏如皋人, 硕士生, 主要从事图像处理与模式识别研究. E-mail: zhongrouzai@163.com

**引用格式:** 仲柔在, 熊磊, 刘畅. 基于相对距离分布聚类的人脸特征点定位算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(1): 77-82. ZHONG Rouzai, XIONG Lei, LIU Chang. An Algorithm of Locating the Feature Points of Human Face Landmarks Based on Relative Distance Distribution[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(1): 77-82.

特征点定位和检测是图像处理技术的关键步骤,而精确的人脸特征点定位对人脸识别、跟踪、表情合成以及构建3D人脸模型十分重要<sup>[1-3]</sup>。随着大数据时代的到来,网络上照片等资料呈爆炸式增长,这就更需要一个快速、高效、鲁棒性强的特征点定位方法来进行检测和识别。但是,姿势、表情、光照以及遮挡引起的变化仍然是一个巨大的挑战。无论是基于几何形状信息的方法,包括模板匹配、主动形状模型(Active Shape Models, ASM),主动外观模型(Active Appearance Models, AAM)<sup>[4-9]</sup>等,还是基于外观信息的方法,包括BP神经网络、AdaBoost以及回归模型等<sup>[10-13]</sup>,都无法很好地解决这一问题。P. Dollar<sup>[14]</sup>等提出的姿势级联回归(Cascaded Pose Regression, CPR),以及衍生的相关方法<sup>[15-16]</sup>,利用提升回归的算法,在每个标注点中增加一个标志位,标识是否被遮挡,并提出一种新的插值形状相关特征(Interpolated Shape-Indexed Features)解决大的形变问题,具有较强的鲁棒性。但人脸各个部位发生形变或遮挡的概率不同,因此,将所有特征点一起进行回归的效果不是很好,且耗费时间较多。

本文算法选择加入人脸器官的结构信息,利用特征点之间的相对距离直方图分布,对所有的脸部特征点进行K均值聚类,并根据聚类结果,分别进行回归。

## 1 研究中存在的问题

一个人脸形状集合S包括了N个脸部特征。输入一幅人脸图像,目的是获得一个形状估计,并使其与真实形状最接近,即最小化:

$$\|S - \hat{S}\|_2 \quad (1)$$

根据如何估计S,大部分的方法可以分为2类:基于最优化方法和基于回归方法。

### 1.1 基于最优化的方法

基于最优化的方法一般最小化其它相关的误差函数。这些方法的效果取决于所选择的误差函数的好坏。例如,AAM模型用外观模型进行人脸重建,并通过最小化纹理残差估计形状。通过学习得到的外观模型表达存在缺陷,不能获得完整的人脸,对姿态、表情和光照方面的细微变化也不够敏感,而且不适用于未知的人脸。此外,AAM模型因为梯度下降优化对于初始形状十分敏感。

### 1.2 基于回归的方法

基于回归的方法有监督地对训练集进行学习,通过大量的已标定的人脸图像学习得到全局的变化从而进行有效测试。但是,传统的回归方法依赖于

参数模型,对训练数据有较大依赖性,运算量较大,且易陷入局部最小或仅得到次优结果。对各个特征点进行独立回归,没能充分利用特征点间的相关性,不能很好解决大的姿势变化和部分遮挡问题。

在传统回归方法的基础上,本文算法作出了一系列改进,具有以下特点:①利用位置索引特征,在计算回归时,采用了图像和上一次的位置索引特征,两者共同作用,进行迭代;②利用相对距离分布将全部特征点聚类,分别进行回归迭代,提高了定位的准确性;③每次回归只在每类特征点的局部区域内选取少量像素差点,提高了计算效率,具有实时处理的能力;④对于人脸的大形变以及遮挡信息具有极强的鲁棒性。

## 2 方法

本文算法的训练部分由计算相对距离分布直方图、K均值聚类和回归3个部分组成。首先,根据特征点的序号计算各个训练样本上的特征点的相对距离,绘制相对距离分布直方图,并计算各个特征点的相似度。然后,利用相似度进行K均值聚类。最后,根据聚类结果,对各类特征点分别进行回归训练,将训练结果合并计算定位失败率和平均错误。还可以调节K均值聚类的参数,得到不同的聚类结果,对定位效果进行比较,选择最佳参数确定最好的聚类结果。

### 2.1 基于相对距离分布直方图的K均值聚类

对于一张人脸图片M的任意一个特征点,可以计算 $m_i$ 与第 $m_j$ 个特征点的距离,其中 $(1 \leq j \leq N, i \neq j)$ 。

$$\text{dist}_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

将距离值等分为x组,计算每一幅图片的第 $m_i$ 个特征点则有其N-1个特征点对应的 $\text{dist}_{ij}$ ,统计在训练数据中所有图片中第 $m_i$ 个特征点对应的 $\text{dist}_{ij}$ ,统计结果即为第 $m_i$ 个特征点的相对距离分布直方图。

假设人脸有N个特征点,第 $m_i$ 个特征点对应的相对距离直方图为 $h_i(m)$ , $i=1,2,\dots,N$ 。在图片上进行聚类的步骤如下:

1)计算 $h_i(m)$ 和 $h_j(m)$ 的相似度 $s_{i,j}(M)$ , $j=1,2,\dots,N$ 。

$$s_{i,j}(M) = \sum_{i=1}^N (1 - d(m_i, m_j)) / N \quad (3)$$

$$d(m_i, m_j) = \sum_{x=0}^{\max(\text{dist})} \frac{[p_x(m_i)S(m_i) - p_x(m_j)S(m_j)]^2}{p_x(m_i)S(m_i)} \quad (4)$$

$$p_x(m_i) = \frac{\sum_{l=1}^{S(m_i)} \varphi_l^x(m_i)}{S(m_i)} \quad (5)$$

$$\varphi_j^x(m_i) = \begin{cases} 1, & |\text{dist}_{ij} - x| \leq \delta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $p_x(m_i)$  表示第  $m_i$  个特征点的第  $x$  组的点的概率;  $S(m_i)$  表示总的特征点个数,当  $\text{dist}_{ij}$  与第  $x$  组的中间值之差小于某一阈值  $\delta$  时,判定为在该组内,  $\varphi_j^x(m_i) = 1$ , 否则为 0。

2) 重复 1), 直到计算完  $N$  个特征点的相似度。

3) 根据相似度的大小进行  $K$  均值聚类, 对  $K$  值在 2~8 内进行遍历, 并对各聚类结果, 分别进行回归训练。发现  $K$  值为 5 时, 效果最好。

利用上述算法可以将人脸上具有相似性的特征点聚在一起, 可以显著提高训练的速度和准确性。下一步的任务就是对每一类进行单独回归。

人脸“左眉中”、“右眉中”、“鼻尖”和“嘴巴”的相对距离分布直方图见图 1。可以看出, “左眉中”和“右眉中”的直方图较为相似, 而“鼻尖”和“嘴巴”的直方图与前两者具有很大的差异性。

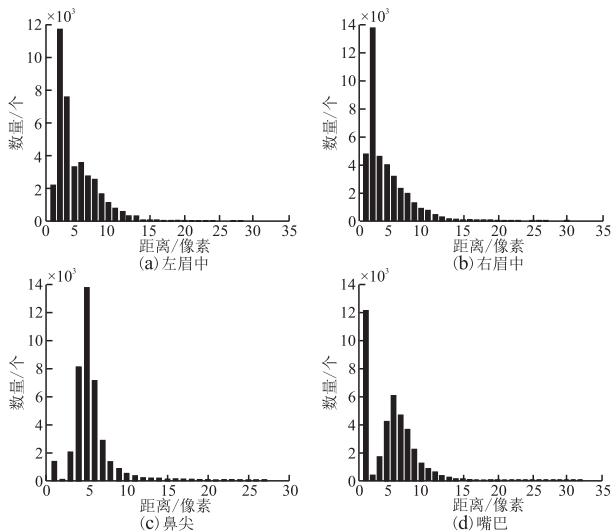


图 1 特征点相对距离分布直方图

Fig.1 Relative distance distribution histogram

## 2.2 姿势级联回归

从算法 1 可以看出回归的主要步骤。

算法 1 姿势级联回归预测模型:

```

输入 图片  $I$ , 初始估计  $S^0$ , 回归量  $R^{1,2,\dots,t}$ , 形状索引特征  $h^{1,2,\dots,t}$ 
1 for  $t = 1$  to  $T$  do
2 //计算形状索引特征
3  $x^t = h^t(S^{t-1}, I)$ 
4 //估计回归量
5  $\delta S = R^t(x^t)$ 
6 //更新估计  $S$ 。
7  $S^t = S^{t-1} + \delta S$ 
8 end
输出 最终估计  $S^T$ 
    
```

模型由  $T$  个级联的回归器组成, 从一个原始的初始形状估计  $S^0$  开始, 逐渐完善估计, 输出最终的形状估计  $S^T$ 。形状集合  $S$  表示  $P$  个特征点的坐标组成的序列  $S_p = [x_p, y_p]$ ,  $p \in 1, 2, \dots, P$ 。在每一次迭代中, 回归器生成一个更新量  $R^t$ , 和前一次迭代得到的形状估计  $S^{t-1}$  相结合, 组成新的形状估计。

$$S^t = S^{t-1} + R^t(I, S^{t-1}) \quad (7)$$

在学习过程中, 每个回归量  $R^t$  都是通过最小化(1)训练出来的。

$$R^t = \arg \min_R \sum_{i=1}^N || \hat{S}_i - (S_i^{t-1} + R(I_i, S_i^{t-1})) || \quad (8)$$

回归器采用树形结构, 用来分类的特征都与当前的形状估计有关, 在算法的每次迭代中都会改变, 这就是形状索引特征。本文所采用的形状索引特征为像素差特征, 只需要比较 2 个位置  $(x_1, y_1)$  与  $(x_2, y_2)$  上灰度值的大小, 就可以完成精确的识别, 计算非常快。

经过多次试验发现, 将回归器训练为 5 层, 即选取 5 个像素差特征作为形状索引特征用来将训练图集分为 32 个子类, 其所需时间与训练效果最佳。

根据分类结果, 计算出所有样本  $\delta S_b$  的和, 并比较各组像素差所对应  $\delta S_b$  和的大小, 选出最优的一组像素差作为该回归器形状索引特征:

$$\delta S_b = \arg \min_{\delta S} \sum_{i \in \Omega_b} || \hat{S}_i - (S_i + \delta S) || \quad (9)$$

式中:  $\Omega_b$  表示该子类下训练样本的个数。选择好特征后, 确定每个子类的  $\delta S_b$  :

$$\delta S_b = \frac{\sum_{i \in \Omega_b} (\hat{S}_i - S_i)}{|\Omega_b|} \quad (10)$$

为了避免训练时出现过拟合的情况, 添加了一个收缩参数  $\beta$ 。当子类下有足够的训练样本时,  $\beta$  几乎不起作用, 当训练样本较少时, 相当于加入了一个惩罚项, 保持权值较小, 避免权值衰减, 可以自适应地避免过拟合。

$$\delta S_b = \frac{1}{1 + \beta / |\Omega_b|} \frac{\sum_{i \in \Omega_b} (\hat{S}_i - S_i)}{|\Omega_b|} \quad (11)$$

将所有回归器训练完后, 可以发现最终得到的形状估计  $S$  可以用  $S^0$  和所有训练样本的线性组合表示:

$$S = S^0 + \sum_{i=1}^N \omega_i S_i \quad (12)$$

当  $S^0$  符合人脸形状约束时, 无须添加其他约束条件, 所得到的  $S$  也符合人脸形状约束。

## 2.3 对遮挡和形变的处理

由于姿势、表情、使用配饰(如墨镜、帽子)和肢体动作的影响, 现实环境下的人脸会产生遮挡以及大的形变等多种情况。而现有的提升回归的方法不



能处理这些异常点(Outlier),会在级联的回归器中出现错误传递,导致整个过程受到影响。本文借鉴了RCPR算法中处理遮挡和形变的方法,并进行了优化。

### 2.3.1 对遮挡的处理

在2.2节中,每个特征点的坐标表示为 $S_p = [x_p, y_p]$ ,  $p \in 1, 2, \dots, P$ ,无法体现该点是否被遮挡。因此,在每个特征点中增加一个标志位,标志是否被遮挡,每个标注点的坐标就变为 $S_p = [x_p, y_p, v_p]$ ,  $p \in 1, 2, \dots, P$ ,其中 $v_p \in [0, 1]$ , 0表示无遮挡,1表示有遮挡。在训练时, $v_p$ 是按照实数 $[0, 1]$ 进行处理,而不是 $\{0, 1\}$ ,处理得到的结果用阈值进行划分,恢复为 $\{0, 1\}$ 。

人脸上各个部位出现遮挡情况的概率不同,可以将图片分为 $3 \times 3$ 的格子。为了确保他们在视觉上的不同,选择提出在每次迭代中训练一个新的回归量 $R^{i, 1, 2, \dots, S_{tot}}$ 。即每次迭代中进行 $S_{tot}$ 次回归,每次分别在9个预先划分好的区域中选取1个区域,只在该区域中进行采点和选取形状索引特征。对于回归得到的更新 $\delta S^{i, 1, 2, \dots, S_{tot}}$ ,根据对应区域内出现遮挡的概率进行加权,最终线性组合成最终的更新 $\delta S$ 。如表1所示,通过分析训练数据可以发现使用 $S_{tot} = 3$ 时综合效果最好。

表1 不同参数值比较

Tab.1 Comparison of different parameter values

$S_{tot}$	Mean Error	Failure Rate/%	训练时间/min
1	0.09	21.84	13.3
2	0.08	19.72	14.7
3	0.06	18.63	15.2
4	0.06	18.25	17.2
5	0.06	18.04	19.4
6	0.05	17.87	20.6
7	0.05	17.75	22.3
8	0.05	17.59	24.5
9	0.05	17.34	25.8

这种方法的关键在于强调使用视觉差距的回归量来达成一致,更信任有遮挡区域的形状索引特征,这样不仅可以优化估计,还可以提高遮挡检测效率。

### 2.3.2 对形变的处理

在现实生活中,人脸会因为表情、姿势等原因产生大的形变,如何保证特征点定位的鲁棒性就成了研究重点,其关键在于保持形状索引特征不变。

通过全局坐标进行索引的方法,可以快速准确定位简单规范图片的特征点,但不足以应对非刚体图片的细节变化,因为绝大部分有用的索引特征都分布在几个显著的特征点附近,例如眼睛、鼻子和嘴巴,而每张人脸的结构不同,同一个坐标在不同的人

脸上表示的特征不一定相同,见图2(a),这就会影响定位的准确性。

选择在特征点附近使用局部坐标 $(\delta x, \delta y)$ 进行索引,可以很好地解决这一问题,见图2(b)。但对于表情变化例如大笑引起的形变,仍然很难处理,见图2(c)。

为了解决这些问题,本文采取的是一种新的插值形状相关特征(Interpolated Shape-Indexed Features),采用连线插值的方式,可以很好地进行特征点索引,其效果见图2(d)。此外,由于是通过2个特征点的连线差值确定索引特征,不用在每个特征点附近进行采点,可以提高回归训练过程约3倍的计算速度。

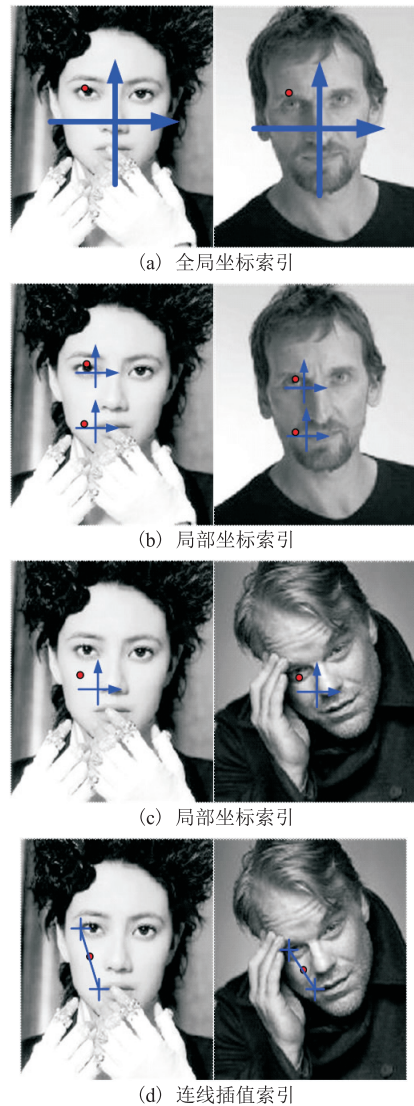


图2 索引特征选取方法

Fig.2 Index feature selection method

## 3 仿真实验及结果分析

本文在 Caltech Occluded Faces in the Wild

(COFW)数据库上进行了人脸特征点定位实验。COFW 包含有 1 007 张不同人脸,每张人脸脸上标定有 29 个特征点,针对现实生活中典型的因表情、姿势等引起的形变和遮挡的情况,将被遮挡点用颜色区分开,其中绿色代表未遮挡点,红色代表有遮挡,见图 3。

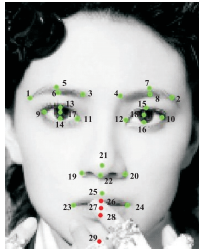


图 3 COFW 数据库人脸图片

Fig.3 Face images in COFW database

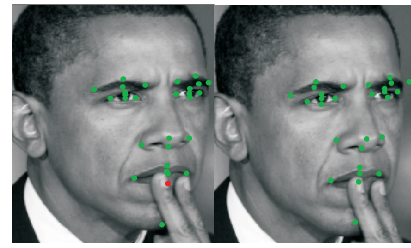
为验证算法效能,选择在 Windows7、i5-3 210 M 双核 3.1 GHZ、8 GB 内存的 PC 机上用 MATLAB 对比分析本算法和 RCPR 算法的优劣。本文算法对 COFW 数据库上人脸的特征点聚类结果见表 2。例如人脸因为表情和姿态引起的变化,会导致眉毛上下变动,只是将左右眉毛各聚为一类,会在发生形变或遮挡时丢失其位置,而利用人脸结构信息将眉毛端点聚为一类,则可以利用眉毛的整体结构,更好地确定轮廓,进行更鲁棒的定位。

表 2 聚类结果

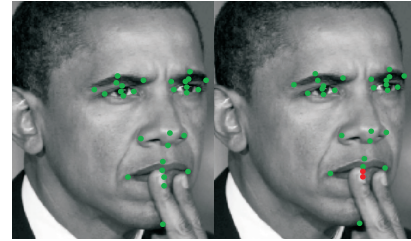
Tab.2 Clustering results

序号	特征点序号
1	1,2,3,4
2	5,6,7,8,13,14,15,16,17,18
3	9,10,11,12
4	19,20,21,22
5	23,24,25,26,27,28,29

实验结果表明,本文提出的算法与 RCPR 等算法相比,特征点定位结果更加精确。截取部分实验图像,见图 4~6。图 4 中,本文算法对遮挡点更加敏感,对细节特别是看不见的右眉毛处更加精确;图 5 中,本文算法不仅能找出所有遮挡点,并且对遮挡点的定位很准确;图 6 中,能够有效应对墨镜带来的影响,准确定位眼睛部分的特征点,对于原图中标记错误的点也能有效解决。这是因为 RCPR 等算法是对 29 个特征点进行整体回归,而人脸各个部位出现形变、遮挡等情况的概率不同,其效果不是很好,而本文算法则对特征点进行了聚类,对每个小的聚类进行单独回归,并对回归方法进行优化,设置双层回归器,能够做到精确地定位,识别错误率(Failure Rate)和平均错误(Mean Error)均有降低。



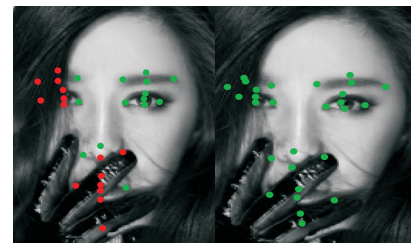
(a) Ground-Truth (b) ESR



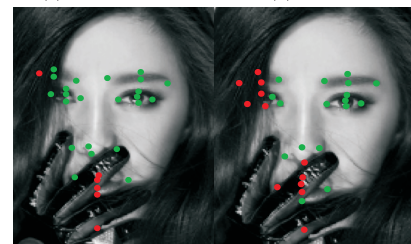
(c) RCPR (d) 本文算法

图 4 定位结果比较图(形变)

Fig.4 Comparing result(shape variation)



(a) Ground-Truth (b) ESR



(c) RCPR (d) 本文算法

图 5 定位结果比较图(遮挡)

Fig.5 Comparing result(occlusion)



(a) Ground-Truth (b) ESR



(c) RCPR (d) 本文算法

图 6 定位结果比较图(配饰)

Fig.6 Comparing result(accessory)

对于每一幅图片的 29 个特征点,与 Ground-truth 上相对应的特征点间的距离之和达到 0.1 时,判定为定位错误(Failure),从而计算整体的 Failure Rate 以及 Mean Error。

另外,如表 3 所示,本文算法的训练时间相较于 RCPR 算法大幅减小,而测试速度则达到 220 fps,可以实现对图片的实时处理。

表 3 算法比较

Tab.3 Algorithm comparison

方法	Mean Error	Failure Rate/%	测试速度 /fps
CPR	0.12	28.73	18
ESR	0.11	24.32	110
RCPR	0.08	19.74	150
本文算法	0.06	18.63	220

## 4 结语

目前主流算法对特征点进行整体回归,其效果一般且速度较慢。由于姿势、表情、使用配饰和肢体动作的影响,现实环境下的人脸特征点定位会产生遮挡以及大的形变等多种情况,无法进行精确回归。而人脸的各个部分产生遮挡和形变的概率并不相同,将所有特征点一起进行回归的效果不是很好,且耗费时间较多。因此,本文提出了一种新的回归流程结构,利用特征点的相对距离分布直方图,结合人脸结构信息将特征点进行聚类并单独回归,实现更精确的定位。还对其回归方法进行了优化,大大提高了运算速度以及回归的鲁棒性。本文在有遮挡标识的人脸数据库(COFW)上进行了深入的实验,结果表明,本文算法对于人脸特征点定位效果显著,相较于 RCPR 等算法训练时间大幅减少,其定位准确度也有了一定提高,而且本文算法在计算方面效率高,能够达到实时处理的要求。在采用回归的基础上,错误率降低到一定范围后再降低有一定困难,可以进一步地考虑采用核方法,添加特征点间的角度信息来进行处理。

## 参考文献(References):

[1] Olugbenga Ayinde, Yee-Hong Yang. Face Recognition Approach Based on Rank Correlation of Gabor filtered Images [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(6): 1275-1289.

[2] C Chen, Q Hou, K Zhou. Displaced Dynamic Expression Regression for Real-time Facial Tracking and Animation [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2014, 33(4): 43.

[3] A Martinez, S Du. A Model of the Perception of Facial Expressions of Emotion by Humans: Research Overview and

Perspectives [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2012, 13(1): 1589-1608.

- [4] D Cristinacce, T F Cootes. Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models [C] // British Machine Vision Conference. London: 2006, 1(2): 929-938.
- [5] I Matthews, S Baker. Active Appearance Models Revisited [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 135-164.
- [6] C T P Sauer, T Cootes. Accurate Regression Procedures for Active Appearance Models [C] // British Machine Vision Conference (BMVC). Dundee, Scotland, 2011, 1(6): 681-685.
- [7] J Saragih, R Goecke. A Nonlinear Discriminative Approach to AAM Fitting [C] // IEEE 11th International Conference on Computer Vision (ICCV). Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-8.
- [8] A Asthana, J Saragih, M Wagner, et al. Evaluating AAM Fitting Methods for Facial Expression Recognition [C] // Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops (ACII). Amsterdam, Holland, 2009: 1-8.
- [9] G Tzimiropoulos, J Alabort-i-medina, S Zafeiriou, et al. Generic Active Appearance Models Revisited [C] // Computer Vision-ACCV. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 650-663.
- [10] N Duffy, D P Helmbold. Boosting Methods for Regression [J]. Machine Learning, 2002, 47(2-3): 153-200.
- [11] J Friedman. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine [J]. Annals of Statistics, 2001, 29(5): 1189-1232.
- [12] S Zhou, B Georgescu, X Zhou, et al. Image Based Regression Using Boosting Method [C] // IEEE 10th International Conference on Computer Vision (ICCV). Beijing: IEEE Press, 2005: 541-548.
- [13] Toriki, Marwan, Ahmed Elgammal. Regression from Local Features for Viewpoint and Pose Estimation [C] // IEEE 13th International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2603-2610.
- [14] P Dollar, P Welinder, P Perona. Cascaded Pose Regression [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010. San Francisco, California, 2010: 1078-1085.
- [15] Cao Y, Wei F Wen, J Sun. Face Alignment by Explicit Shape Regression [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 107(2): 177-190.
- [16] X P Burgos-Artizzu, P Perona, P Dollar. Robust Face Landmark Estimation under Occlusion [C] // IEEE 14th International Conference on Computer Vision (ICCV). Sydney, Australia, 2013: 1513-1520.
- [17] Feng Jun, Horace H S. Chi-Square Goodness-of-Fit Test of 3D Point Correspondence for Model Similarity Measure and Analysis [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 56(3): 445-453.
- [18] M Ozuysal, M Calonder, V Lepetit, et al. Fast Keypoint Recognition Using Random Ferns [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(3): 448-461.

(编辑:徐楠楠)