

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2017.01.004

一种新的基于单视图的多姿态人脸识别方法

赵明华, 莫瑞阳, 石争浩, 张飞飞

(西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 姿态变化和单视图是二维人脸识别研究的瓶颈问题。本文基于姿态矫正的思想, 提出了一种基于单视图的多姿态人脸识别方法。首先, 通过多视角主动表观模型进行人脸对齐和归一化; 其次, 基于线性回归算法寻求正、侧人脸之间的关系, 并利用此关系进行姿态矫正得到正脸图像; 最后, 采用遗传算法筛选支持向量机的参数, 并利用支持向量机对矫正后的人脸进行分类。在 CAS-PEAL-R1 人脸数据库上的实验结果表明, 该方法在处理姿态变化的人脸识别问题时, 对于姿态为 15° 、 30° 和 45° 的识别率分别达到了 98%、84% 和 76%, 识别性能高于其它方法。

关键词: 多姿态人脸识别; 线性回归; 支持向量机; 多视角主动表观模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2017)01-0018-06

A novel method for recognition of pose invariant face with single image

ZHAO Minghua, MO Ruiyang, SHI Zhenghao, ZHANG Feifei

(School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: The pose variation and single view is a bottleneck problem for recognition of two-dimensional face. A novel method for recognition of pose-invariant face with single image based on the pose correction is proposed in this paper. Firstly, facial feature points are located based on the view-based AAM (Active Appearance Model) and face images are aligned and normalized. Secondly, mapping from the non-frontal image to the frontal image is constructed based on the algorithm for linear regression and frontal faces are obtained from non-frontal faces with different poses. Finally, the SVM (Support Vector Machine) is used to classify the facial features and the parameters of SVM is determined by the genetic algorithm. Experimental results based on the CAS-PEAL-R1 face database show that performance of the proposed approach is better than those by other approaches for pose-invariant face recognition. The recognition rates for face images with pose of 15° , 30° and 45° can reach 98%, 84% and 76% respectively.

Key words: pose-invariant face recognition; linear regression; support vector machine; view-based active appearance model

目前对二维人脸识别的研究已经逐渐成熟, 但是姿态变化和单视图仍然是二维人脸识别研究的瓶颈问题^[1]。一方面, 同一个人不同姿态下的人脸图像的差别甚至大于不同人之间的差别; 另一方面, 现有的大部分二维人脸识别方法在人脸数据资料足够充分时能取得较好的识别效果, 但当训练样本是单视图时, 识别性能会急剧下降。而基于单视图的人脸识别具有人脸数据易采集、存储空间小等优势, 能够将人脸识别技术推广到更多的实际应用中。因

此, 以单视图为训练样本、多姿态人脸图像为测试样本的人脸识别问题具有极高的研究价值。

基于单视图、多姿态的人脸识别问题的解决方法大致可以分为两类: 基于三维模型的方法^[2-4]和基于姿态矫正的方法^[5-8]。基于三维模型的方法需要首先建立三维模型, 然后利用三维模型生成多姿态的人脸图像, 用于跟测试图像进行匹配。这种方法性能高, 但是计算量和存储量都很大, 不适用于实时任务。基于姿态矫正的方法需要寻求正面人脸和非

收稿日期: 2016-06-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61401355, 61502382); 陕西省教育厅重点实验室资助项目(14JS072); 西安市碑林区科技计划资助项目(GX1621)

作者简介: 赵明华, 女, 副教授, 博士, 研究方向为数字图像处理和模式识别。E-mail: mh_zhao@126.com

正面人脸之间的关系,然后基于此关系将非正面人脸矫正为正面人脸进行识别。Ho等提出一种基于Markov随机域和信念传播算法重构虚拟正面人脸的方法^[7]。该方法首先将输入的人脸图像划分为一个个重叠的网格,使用基于傅立叶的Lucas-Kanade算法将这些网格与数据库中的正面人脸的网格进行对齐,然后基于Markov随机域选取最优的网格作为合成正面人脸的子区域。赵恒等提出一种基于主动表观模型的图像对齐和局部匹配的人脸识别方法^[8]。该方法结合AAM算法与局部匹配算法,快速准确地进行人脸特征点定位,然后通过AAM算法将不同姿态的人脸旋转变为正面人脸。实验表明,基于姿态矫正的方法不仅能够增强人脸识别对姿态的鲁棒性,还具有计算复杂性低、计算速度快、存储容量小等优点。

本文主要研究基于姿态矫正的方法,提出一种基于单视图的多姿态人脸识别方法。该方法在人脸对齐的基础上,通过线性回归算法训练正脸和侧脸之间的转换关系,并利用此转换关系对测试图像进行矫正;进而,利用SVM分类器对矫正后的人脸图像进行分类。本文首先对国内外关于多姿态人脸识别方法的研究现状进行了分析和总结,进而阐述了基于单视图的多姿态人脸识别方法的框架和步骤,并基于CAS-PEAL-R1人脸数据库,对该方法进行了评价和分析,阐述了该方法的优缺点和进一步的研究前景。

1 一种新的基于单视图的多姿态人脸识别方法

本文提出的基于单视图的多姿态人脸识别方法大致可以分为三个步骤:基于多视角AAM(Active Appearance Model)算法^[9]的人脸对齐、基于线性回归算法(LR, linear regression)的人脸矫正和基于SVM(Support Vector Machine)的人脸分类。

1.1 基于多视角AAM算法的人脸对齐

人脸对齐是本文提出的基于单视图的多姿态人脸识别方法的第一步。Cootes等人在1999年提出了AAM算法^[10],该算法常被用于人脸识别领域的人脸特征点定位中。但是,当人脸图像存在姿态变化时,AAM算法并不能很准确地进行人脸特征点定位。针对存在姿态变化的人脸图像,Cootes等人提出了多视角AAM算法^[9]。多视角AAM算法针对不同姿态变化的人脸图像训练不同的AAM模型,用于匹配其相对应的姿态变化的人脸图像。多视角AAM算法能够提高姿态变化下人脸图像的特

征点定位的准确性,有助于后续的人脸识别。本文采用基于多视角AAM算法的人脸特征点定位方法对输入的人脸图像进行特征点定位。根据人脸轮廓特性及脸部器官特性,本文选择眼睛、眉毛、鼻子、嘴巴、脸部外轮廓上的60个点作为特征点,进行后续的人脸矫正工作。人脸特征点的定位结果如图1蓝色圆点所示。图1(a)~(d)中的蓝色圆点分别为正面人脸、偏转15°、偏转30°、偏转45°的非正面人脸的特征点定位结果。在此基础上,以眼眉为上界、嘴唇为下界、两眼眼角为左右两边构成矩形,并依此矩形对人脸进行裁剪,结果如图1的红色矩形框所示。由于裁剪出来的人脸图像大小不同会影响对人脸的线性处理,因此需要对提取出的人脸图像进行大小归一化处理。同时,为了增强图像像素之间的对比度,便于在进行线性变换时更好地保留局部特征,对大小归一化之后的人脸图像进行直方图均衡化处理。

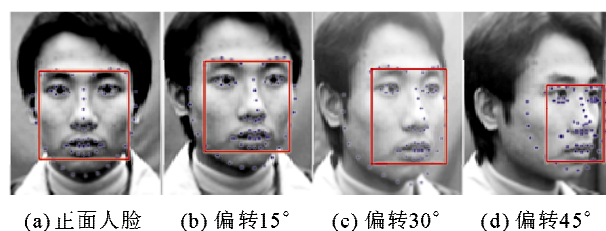


图1 提取人脸区域

Fig. 1 Face region extraction

1.2 基于线性回归算法的人脸矫正

由于面部形状整体上的相似性,因此在非正面人脸及其对应的正面人脸图像之间存在着某种转换关系:

$$f: x^{P_k} \rightarrow x^{P_0} \quad (1)$$

通过该转换关系,非正面的人脸图像 x^{P_k} 可以被转换为正面的人脸图像 x^{P_0} 。实际中,这种转换关系是非常复杂的非线性关系。为了降低算法的计算复杂度并提高算法的易操作性,我们将非正面人脸图像及其对应的正面人脸图像之间的这种关系假设为线性关系,并通过对大量正面图像和与其对应的非正面图像的训练,寻求这种关系,进而利用该关系将非正面人脸图像矫正为其对应的正面人脸图像。假设正面人脸图像集合为 $X^{P_0} = (x_1^{P_0}, x_2^{P_0}, \dots, x_N^{P_0})$,对应的非正面人脸图像集合为 $X^{P_k} = (x_1^{P_k}, x_2^{P_k}, \dots, x_N^{P_k})$, N 为人数目, $x_i^{P_k}$ 是与 $x_i^{P_0}$ 相对应的非正面人脸图像。则非正面人脸图像到正脸人脸图像的线性映射可以表示为:

$$x_i^{P_0} = Ax_i^{P_k} \quad (2)$$

式中, A 是线性变换矩阵, i 取 $1, 2, \dots, N$ 。用 n 表

示人脸图像上的像素数,则当人脸图像上的像素数目 n 大于人脸数目 N 时,该矩阵可以通过线性回归解法(最小二乘法)求解。

$$A = X^{P_0} (X^{P_k})^\perp \quad (3)$$

式中, $(X^{P_k})^\perp = ((X^{P_k})(X^{P_k}))^{-1}$, $(X^{P_k})^\perp$ 是 X^{P_k} 的伪逆。

线性变换矩阵 A 确定后,任意非正面人脸图像都可以通过线性变换矩阵矫正为其对应的正面人脸图像。

$$x^{P_0} = Ax^{P_k} = X^{P_0} (X^{P_k})^\perp x^{P_k} \quad (4)$$

基于以上推导,我们将训练样本中的正面人脸图像构成矩阵 X^{P_0} ,每一列为一个人脸,将不同角度的非正面人脸图像构成不同的矩阵 X^{P_k} ,每一列为一个人脸样本。每一个测试样本人脸构成一个列向量,表示为 $test^{P_k}$ 。根据公式(4),求得不同偏转角度的线性变换矩阵 A^k 。将测试样本人脸 $test^{P_k}$ 乘以线性变换 A^k ,即得到姿态矫正后的测试样本人脸所对应的正面人脸图像。

1.3 基于 SVM 的人脸分类

为了提高分类速度,使用 PCA(Principal Component Analysis)算法^[11]对姿态矫正后的图像进行主成分提取,选择贡献率达到 90% 的特征值对应的特征向量作为投影空间,将矫正后的人脸图像向该投影空间投影得到图像的主要成分,进而使用 SVM 分类器对经过主成分提取的人脸图像分类。SVM 分类器可以表示为:

$$f(x) = \text{sgn}\left[\sum_{i,j=1}^N \alpha_i y_i \mathbf{K}(x_i, x_j) + b\right] \quad (5)$$

式中, α_i 为每个样本对应的 Lagrange 乘子, y_i 为每个样本的分类标记, b 为分类面的截距, $\mathbf{K}(x_i, x_j)$ 是核函数。这里选择高斯径向基核函数(RBF)作为 SVM 分类器的核函数。

$$\mathbf{K}(x, x_c) = \exp\left(-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中, x 示空间中任一点, x_c 表示核函数中心, σ 表示函数的带宽参数。

基于 RBF 的 SVM 模型包含 2 个参数,分别是惩罚系数 C (经验风险和置信范围的裁决)和核带宽变量 σ^2 (影响数据在高维空间中分布的复杂度)。为了使 SVM 的优越性得到充分发挥,本文使用遗传算法确定 SVM 模型的参数,具体步骤如下:

第 1 步 使用 24 位二进制码对惩罚系数 C 和核带宽变量 σ^2 进行编码,确定二者的取值范围;

第 2 步 随机生产一定规模的初始种群,规模值取 30;

第 3 步 定义适应度函数:

$$f(C, \sigma^2) = 1/\text{inaccuracy} \quad (7)$$

式中, inaccuracy 是 SVM 在训练集上的错分率。以参数 C 和 σ^2 运算 SVM 对样本进行分类,根据公式(7)计算适应度函数值。判断此适应度函数值是否达到最优,如果是则终止计算,否则转第 4 步。

第 4 步 将各个个体依据适应度函数值排序,通过随机遍历抽样方法选择再生个体,适应度高的个体被选中的概率高,适应度低的个体可能被淘汰;

第 5 步 将种群内的个体随机搭配成对,根据交叉概率交换它们两个之间的部分二进制码,生成一个新的个体;

第 6 步 随机选择一个个体,根据变异概率改变该个体二进制码中某位的值,产生一个新的个体;

第 7 步 在交叉和变异操作之后,产生新一代的种群,返回到第 3 步。

2 实验结果及分析

2.1 实验数据库及人脸数据预处理

采用 CAS-PEAL-R1 人脸库^[12]进行实验。该数据库中包含 1040 个东方人的 30900 幅人脸图像,每张图片的大小为 360×480 像素,分为正面图像子库和姿态图像子库。正面图像子库中包含 1040 人的共 9060 幅图像,姿态图像子库包含 1040 人的共 21840 幅图像,每人有 21 幅姿态变化的图像。

从 CAS-PEAL-R1 人脸库中随机选取 200 个人的正面人脸图像作为训练样本集,分别用其对应的偏转 15° 、 30° 、 45° 的非正面人脸图像组成测试集 1、测试集 2 和测试集 3。由测试集 1、2、3 构成测试集 4。使用本文方法进行人脸定位和裁剪,并将裁剪之后的结果归一化为 60×60 像素的人脸图像。归一化和直方图均衡化后的部分结果如图 2 所示。

2.2 人脸姿态矫正

选取 200 个人的正面人脸图像(和训练样本不重复)以及其对应的偏转 15° 、 30° 、 45° 的非正面人脸图像训练线性变换矩阵。一些研究中使用分块方法进行表情变化的人脸识别处理或有遮挡的人脸识别处理,这些方法由于强化了人脸局部信息对人脸表情或遮挡的不同贡献而使得表情变化或者有遮挡的人脸识别率有所提高^[13-14]。为了观察分块处理对姿态变化的人脸识别是否有效,本文用分块的方法进行人脸姿态矫正处理。将人脸图像分别按照 20×20 像素、 30×20 像素、 30×30 像素分块,分别对这三种分块的结果和不分块图像进行人脸姿态矫正。图 3 显示了以上四种情况下,应用本文方法进

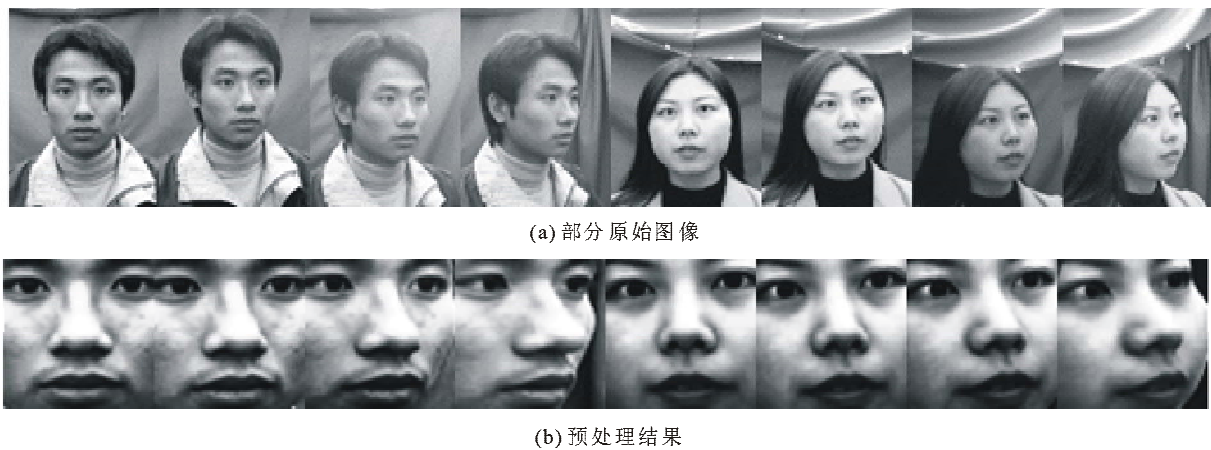


图2 部分原始图像及其预处理结果

Fig. 2 Some original images and their preprocessing results

行姿态矫正的结果。在图3中,图(a)为同一个人不同旋转角度下的三张人脸图像,旋转角度分别为 15° 、 30° 和 45° ;图(b)为偏转人脸图像对应的真实正面人脸图像;图(c)为在不分块情况下,应用本文方法进行姿态矫正后的人脸图像;图(d)~(f)为不同分块情况下,进行姿态矫正后的人脸图像。从图3可以看出,在不分块的情况下,姿态矫正后的人脸图像更接近真实正面人脸图像;分块越小,矫正效果越差。

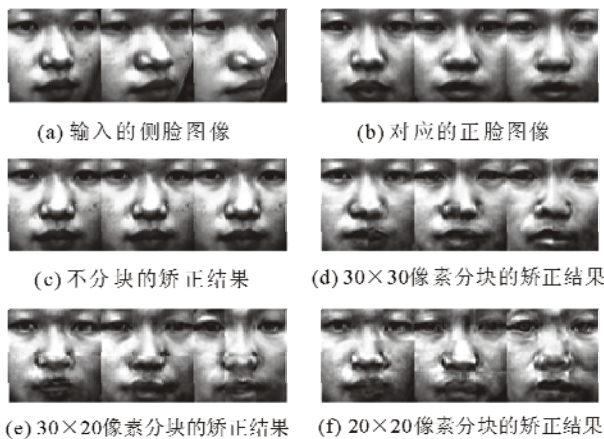
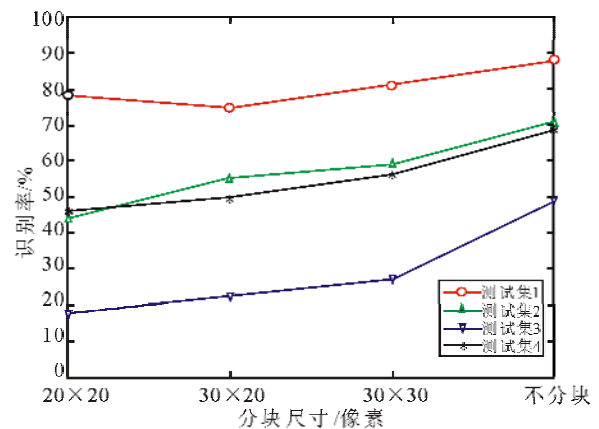


图3 基于本文方法的姿态矫正结果

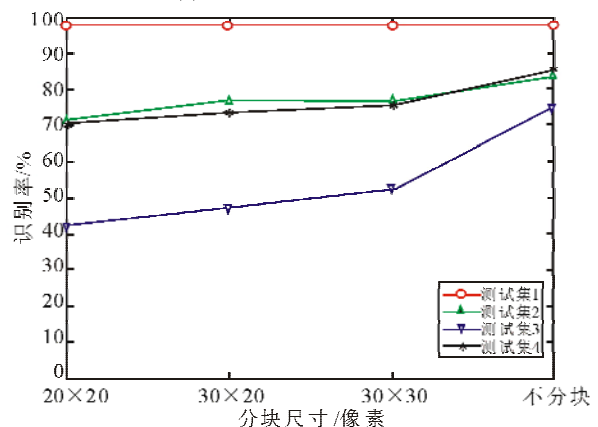
Fig. 3 Estimation results by current proposed method

使用2.1节所述的训练集和测试集进行人脸识别实验,测试分块对识别率的影响。在进行人脸对齐和人脸矫正后,分别使用特征脸法^[12]和SVM方法^[13]作为分类器进行人脸识别实验,不同分块下的识别结果如图4所示。从图4中可以看出,4个测试集在不分块的情况下均取得了最好的识别效果;块分得越小,识别性能越差。这是因为将人脸图像进行分块之后,块和块之间在进行人脸矫正时存在差异性,破坏了人脸的一致性,从而影响了人脸的识

别结果。基于此,后续实验中对人脸进行姿态矫正时,不进行分块处理。



(a) 基于特征脸法的人脸识别



(b) 基于支持向量机的人脸识别

图4 四个测试集在不同分块下使用不同分类器的识别结果
Fig. 4 Recognition performance of 4 testing sets with different block sizes by different classification methods

为了评价姿态矫正的准确性,定义姿态矫正贡献度为:

$$w = 1 - \text{norm}(P'_k - P_0) / \text{norm}(P_k - P_0) \quad (8)$$

式中, P_k 和 P_0 分别表示待识别的姿态变化的人脸图

像及其对应的原始正面人脸图像; P_k 表示矫正后的人脸图像; $norm$ 表示两个人脸图像之间的欧式距离。

我们使用测试集 1、测试集 2 和测试集 3 分别求取不同分块尺寸下的姿态矫正贡献度,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,三个测试集对应的折线都呈上升趋势,表明本文姿态矫正算法在不分块情况下对姿态矫正的效果最佳。同时可以看出,分块尺寸相同时,测试集 3 的姿态矫正贡献度高于测试集 2 和测试集 1 的姿态矫正贡献度,表明本文姿态矫正算法在偏转角度较大时能发挥更好的作用。

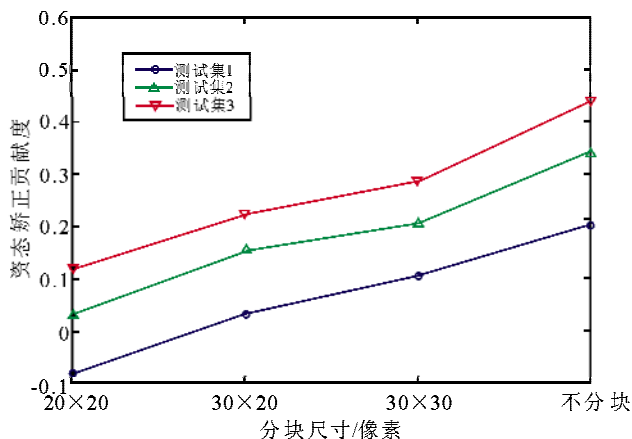


图 5 不同分块尺寸的姿态矫正贡献度

Fig. 5 Contributing degree of pose correction with different block sizes

2.3 人脸识别性能

在进行人脸识别之前,使用 2.1 节训练集中的 200 个样本确定 SVM 的参数。在使用 PCA 方法对这 200 个训练样本图像进行分析后,选择贡献率达到 90% 的特征值对应的特征向量作为投影空间,经计算得到该投影空间为 46 维。利用经过主成分提取后的人脸数据对 SVM 参数进行寻优,得到惩罚系数 C 和核带宽变量 σ^2 分别是 273 和 0.24。

在基于单视图的前提下,使用与 2.1 节相同的训练集和测试集验证本文方法的人脸识别性能。我们将本文方法(多视角 AAM+LR+SVM)的人脸识别性能与 Eigenfaces 方法、SVM 方法、多视角 AAM+LR+Eigenfaces 方法、AAM+LR+SVM 方法进行了比较。使用这几种方法在测试集 1、测试集 2、测试集 3 和测试集 4 上的识别结果如表 1 所示。从识别结果可以看出:SVM 的分类效果优于 Eigenfaces 的分类效果;进行姿态矫正的方法的识别率优于未进行姿态矫正的方法的识别率,特别是对于姿态变化角度较大的测试集 3 更是如此;AAM+LR+SVM 方法的识别率低于本文方法,主要原因是多视角 AAM 方法更适合于定位姿态变化的人脸的特征点。由于本文提出的方法使用多视角 AAM 方法进行人脸定位,采用 LR 方法进行人脸矫正,采用 SVM 方法进行人脸分类,因此该方法具有较好的识别效果。

表 1 本文方法与其它方法的人脸识别结果比较

Tab. 1 Recognition performance of current method and other methods

识别方法	识别率			
	测试集 1	测试集 2	测试集 3	测试集 4
Eigenfaces ^[15]	0.83	0.61	0.16	0.53
SVM ^[16]	0.96	0.61	0.26	0.61
AAM+LR+SVM	0.96	0.66	0.45	0.69
多视角 AAM+LR+Eigenfaces	0.88	0.71	0.49	0.70
多视角 AAM+LR+SVM(本文算法)	0.98	0.84	0.76	0.86

3 结 语

针对传统人脸识别算法对姿态变化的人脸识别效果不理想的问题,提出了一种新的基于单视图的多姿态人脸识别方法。该方法的主要贡献体现在两个方面:第一,使用多视图 AAM 人脸定位算法,快速、准确地解决了人脸对齐问题;第二,使用线性回归算法对具有偏转角度的人脸图像进行姿态矫正,

并利用 SVM 分类器对矫正后的图像进行人脸识别,有效的提高了识别率。通过在 CAS-PEAL-R1 人脸数据库上的实验结果可以看出,在处理姿态变化下的人脸识别问题时,本文算法较传统人脸识别算法的识别率有较大幅度的提高,这说明本文算法对处理人脸姿态变化问题是可行并有效的。

本文算法在处理旋转角度不太大的姿态变化问题时取得了较好的效果,然而当人脸图像的水平旋

转角度接近或达到 90° 时,图像中一只眼睛的遮挡会导致人脸对齐效果变差。另外,复杂的人脸图像本质上是非线性的。因此,解决大角度的姿态变化问题以及寻求正侧人脸之间的非线性变化关系是我们今后工作的重点。

参考文献:

- [1] ZHANG Xiaozheng, GAO Yongsheng. Face recognition across pose: a review [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(11):2876-2896.
- [2] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1063-1074.
- [3] PRABHU U, HEO J, SAVVIDES M. Unconstrained pose-invariant face recognition using 3D generic elastic models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(10):1952-1961.
- [4] HEO J, SAVVIDES M. Gender and ethnicity specific generic elastic models from a single 2D image for novel 2D pose face synthesis and recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(12):2341-2350.
- [5] ZHANG Haichao, NASRABADI N, ZHANG Yanning, et al. Joint dynamic sparse representation for multi-view face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1290-1298.
- [6] ZHANG Haichao, ZHANG Yanning, HUANG T S. Pose-robust face recognition via sparse representation [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(5):1511-1521.
- [7] HO H T, CHELLAPPA R. Pose-invariant face recognition using markov random fields [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(4):1573-1584.
- [8] 赵恒, 俞鹏. 基于主动表观模型姿态矫正和局部加权匹配人脸识别[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 18(12): 1582-1586.
- ZHAO Heng, YU Peng. AAM-based alignment and local weighted matching method for face recognition [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 18(12): 1582-1586.
- [9] COOTES T, WHEELER G, WALKER K. View-based active appearance models [J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(9-10):657-664.
- [10] COOTES T, EDWARDS G, TALOR C. Comparing active shape models with active appearance models [C]//10th British Machine Vision Conference, September 13-19, 1999, Nottingham, Britain, c1999: 173-182.
- [11] 穆新亮, 周水生, 郑颖. 基于 p 范数的 QR-KPCA 人脸识别算法[J]. *西安理工大学学报*, 2015, 31(1): 100-105.
- MU Xinliang, ZHOU Shuisheng, ZHENG Ying. Human face recognition algorithm based on p norm QR-KPCA[J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2015, 31(1): 100-105.
- [12] GAO Wen, CAO Bo, SHAN Shiguang, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations [J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2008, 38(1):149-161.
- [13] CHEN Songcan, ZHU Yulian. Subpattern-based principle component analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(1):1081-1083.
- [14] ZHAO Shuhuan, HU Zhengping. A modular weighted sparse representation based on fisher discriminant and sparse residual for face recognition with occlusion [J]. *Information Processing Letters*, 2015, 115(9): 677-683.
- [15] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1):71-86.
- [16] CAO Yu, LI Jinxu, ZHAO Fudong, et al. Comparative study on face recognition based on SVM of one-against-one and one-against-rest methods [C]// 2014 8th International Conference on Future Generation Communication and Networking, December 20-23, Hainan Island, China, c2014:104-107.

(责任编辑 周 蓓)