

文章编号:1001-9081(2011)10-2728-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.02728

基于样本扩充和改进2DPCA的单样本人脸识别

赵雅英, 谭延琪, 马小虎

(苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006)

(zyy19860820@126.com)

摘要:针对大多数人脸识别方法在单个训练样本条件下识别性能下降的问题,提出了结合多种样本扩充方法和改进二维主成分分析(2DPCA)的人脸识别算法。通过分析各种样本扩充方法的优缺点,用多种样本扩充方法来生成虚拟样本,以充分利用单一样本所提供的信息。采用改进的2DPCA方法对生成的虚拟样本进行特征提取,对训练样本进行分块,并用类内平均值规范后的分块来构造总体散布矩阵。在ORL和Yale人脸库上的实验表明,所提出的方法在识别性能方面优于普通的2DPCA方法,优于单一的样本扩充方法。

关键词:单样本;人脸识别;样本扩充;类内平均值;二维主成分分析(2DPCA)

中图分类号: TP391.41; TN911.73 文献标志码:A

Single sample face recognition based on sample augment and improved 2DPCA

ZHAO Ya-ying, TAN Yan-qi, MA Xiao-hu

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215006, China)

Abstract: As most of the face recognition techniques will suffer serious performance drop when there is only one training sample per person, a face recognition algorithm based on sample augment methods and improved Two Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA) was proposed. By analyzing the advantage and disadvantage of various sample augment methods, some of them were combined to synthesize virtual samples in order to make full use of the single training image. Improved 2DPCA was chosen to extract the feature of the synthetic virtual samples. The training samples were divided into sub-blocks and then the covariance matrix was constructed by these sub-blocks which were normalized by the within-class average value in each sub-block. The experimental results on ORL and Yale face database indicate that the performance of the proposed algorithm is better than those of general 2DPCA and the method only using sample augment.

Key words: single sample; face recognition; sample augment; within-class average value; Two Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA)

0 引言

近年来,人脸识别凭借其数据较易收集,无需用户过多参与等优良特性已成为生物特征识别领域的一个重要分支。在有一定数量具有代表性的训练样本时,大多数人脸识别方法都能取得较好的效果,但在一些特殊的场合,如法律实施、护照验证、身份证件验证等,每个人只能得到一幅图像,只能用这些有限的图像去训练人脸识别系统^[1]。这种情况下,称为单样本人脸识别,此时很多现有的算法识别效果不够理想,识别率低甚至有些根本不再适用。因此单样本人脸识别研究正逐渐引起相关研究小组和领域专家的关注,成为人脸识别领域一个最新的研究热点^[2]。

单样本人脸识别的研究主要集中在样本扩充、图像增强和提取不变特征等方面。在训练样本很少的情况下,如能增加一些与现实相符合的虚拟样本,对提高识别率有重要意义。针对这一问题,研究者们提出了各自的解决方法,文献[3-5]是通过利用原始图像的投影图像获得更多的特征信息来获得不错的识别效果。文献[3]提出的 $(PC)^2A$ (Projection Combined Principal Component Analysis)方法,用原始样本图像和它的一阶积分投影合成的新图像代替原始图像。文献[4]

在此基础上提出将改进的积分投影图像和原图像一起作为训练样本,起到了扩充样本的作用,得到了高于文献[3]的识别效果。此外,文献[5]通过对原始训练样本图像进行不同参数的奇异值扰动得到一系列对应的虚拟样本,从而实现了样本的有效扩充。

很多样本扩充方法往往只考虑了其中的某一方面,致使生成的虚拟样本比较单一,具有一定的局限性。为提高单样本情况下的识别率,本文从两个方面进行探讨:首先分析现有虚拟图像生成方法的优缺点,结合窗口滑动、位平面、重采样、镜像变换等样本扩充方法,生成一定数量的虚拟样本;其次在特征提取阶段,采用改进的二维主成分分析(Two Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)对生成的虚拟样本进行特征抽取和识别,在分块的基础上引入类内平均值的思想,缩小了类内样本的识别距离。在ORL及Yale人脸数据库上的实验结果表明,本文方法比 $(PC)^2A$ 、改进的 $(PC)^2A$ 及2DPCA等方法取得了更高的识别率。

1 样本扩充方法

1.1 滑动窗口

滑动窗口法完全利用训练样本自身的信息,在扩充样本

收稿日期:2011-04-06;修回日期:2011-06-13。 基金项目:苏州市科技计划项目(SG201005)。

作者简介:赵雅英(1986-),女,江苏太仓人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别; 谭延琪(1988-),男,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别; 马小虎(1964-),男,江苏苏州人,教授,博士,主要研究方向:计算机图形学、模式识别、中文信息处理。

的同时不会引入不必要的混淆信息和噪声,从而很好地保持和强化了原始样本固有的类别信息。文献[6]提出一种泛滑窗法,具体算法如下:

- 1) 对于给定的大小为 $m \times n$ 的样本图像,选定窗口尺寸 $(x \times y)$ 。从图像的左上角开始滑动窗口,则窗口在图像两个方向上可滑动的像素距离分别为 $m - x$ 和 $n - y$ 。
- 2) 确定窗口在图像两个方向上的滑动步长 x_1, y_1 。
- 3) 计算出窗口在图像的两个方向上可滑动的次数 n_1 和 n_2 ,其中 $n_1 = \lceil (m - x)/x_1 \rceil + 1, n_2 = \lceil (n - y)/y_1 \rceil + 1$ 。
- 4) 分别在原图像的两个方向上同时滑动相应的步长,即可由原图像采集到一系列图像,达到扩充样本的目的。



图 1 窗口滑动方法生成的虚拟样本

1.2 位平面

灰度图像的每一个像素点在计算机中需要用 8 个二进制位来存储。位平面方法按照比特位对图像进行“切片”,将其分解为 8 幅图像,由高到低记为 P_1, P_2, \dots, P_8 。文献[7]通过调节式(1)中 $\alpha_i (0 \leq \alpha_i \leq 1)$ 的取值来合成新的图像。

$$P' = \alpha_1 P_1 + \alpha_2 P_2 + \alpha_3 P_3 + \dots + \alpha_8 P_8 \quad (1)$$

图 2 给出了图 1(a) 所示原始图像对应的 8 个位平面,由图可知图像的信息大部分集中在前几幅位平面上,因此,实验中前几个 α_i 取 1,这样合成的图像尽可能保留较多的原有信息,有利于后期的特征提取。图 3 是该图像由位平面方法生成的部分虚拟样本图像。

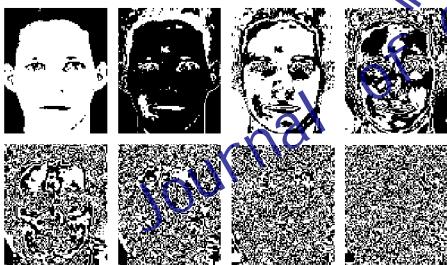


图 2 原始样本对应的 8 个位平面图像



图 3 位平面法合成的部分虚拟样本

1.3 重采样

通过对单个训练样本进行采样可以获取多个不同频率下的采样样本。文献[8]首先确定采样间隔 a 和 b ,将训练样本图像分割成大小为 $a \times b$ 的子块。然后在每个子块的同一个相对位置处各取一个像素,得到 $a \times b$ 幅采样图像。

该方法没有引入任何的干扰信息,但缺点是图像相邻位置的像素值差别不大,因此生成的虚拟样本与原图像具有很大的相似性。图 4 是图 1(a) 由该方法生成的虚拟样本。



图 4 重采样方法生成的虚拟样本

1.4 镜像变换

对图像进行一定的几何变化如旋转、平移、姿态模拟等能产生相应的虚拟样本。文献[9]通过一系列的姿态变化产生虚拟样本,但有些方法明显引入了外来干扰信息。对训练样本图像缩小和平移后,文献[9]中直接用黑色来填充空缺部位,这些操作引入了较多的干扰信息,在一定程度上影响了最终识别率。几何变换中的镜像方法在不引入干扰信息的同时,能较好地消除头部旋转对识别率的影响,对有姿态变化的人脸识别效果显著。由于人脸是基本对称的,对于给定的样本图像 A ,将 A 以垂直中心轴作镜像变换得到 A 的镜像图像 A_1 ,其中 $A_1 = A \times S, S$ 是反对角线为 1 其余元素为 0 的方阵。



图 5 镜像变换生成的虚拟样本

2 改进的 2DPCA

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)作为特征抽取的一种重要工具,在人脸识别领域得到了广泛的研究和应用。该方法需要将人脸图像矩阵预先转换成一维向量,以此作为原始特征进行特征提取,但转换后的一维向量的维数一般较高,使得后续算法具有较高的计算复杂度。

Yang 等人^[10]针对该问题提出了二维主成分分析(Two Dimensional PCA, 2DPCA)方法,直接利用图像矩阵构造总体散布矩阵,降低了特征抽取的计算量,回避了高维问题。陈伏兵等人^[11]将其扩展为模块 2DPCA 方法,它的突出优点是极大地提高了鉴别特征抽取的速度。作为 2DPCA 的推广,模块 2DPCA 可以抽取到每一块的局部特征,对人脸表情和光照变化较大的图像表现尤为突出,比 2DPCA 的结果更具鲁棒性。本文在样本扩充的基础上用改进的模块 2DPCA 进行特征抽取,在求总体散布矩阵时用子块的类内平均值来规范化每个子块,这样可以增加类间样本的识别距离、缩小类内样本的识别距离,有利于识别率的提高。

算法描述如下:

- 1) 假设每类样本有 $n(i)$ 幅训练图像,第 i 类的第 j 个样本记为 A_{ij} ,将训练样本 A_{ij} 分成 $p \times q$ 个子图像,计算每类训练样本对应位置子图像的平均值。

$$(B_i)_{kl} = \frac{1}{n(i)} \sum_{j=1}^{n(i)} (A_{ij})_{kl}$$

其中: $k = 1, 2, \dots, p; l = 1, 2, \dots, q; (B_i)_{kl}$ 是第 i 类样本中第 $(k-1) \times q + l$ 个分块的类内平均值。

- 2) 求训练样本子块的总体散布矩阵 G_i :

$$G_i = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n(i)} \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q C C^T \quad (2)$$

其中: C 是每个样本对应分块的值减去该分块对应的类内平均值。由式(3)求得, M 是训练样本子块总数。

$$\begin{cases} C = (A_{ij})_{kl} - (B_i)_{kl} \\ M = \left(\sum_{i=1}^N n(i) \right) \times p \times q \end{cases} \quad (3)$$

- 3) 与 2DPCA 类似,需要寻找一组满足标准正交的最优投影矩阵。该矩阵可通过计算 G_i 的前 r 个最大特征值对应的特征向量 X_1, X_2, \dots, X_r 来获得, $X_{opt} = [X_1, X_2, \dots, X_r]$ 为最优投影矩阵。

4) 将训练样本 \mathbf{A}_{ij} 中的每个子块用式(5)在 \mathbf{X}_{opt} 上投影, 得到一个对应的特征矩阵 \mathbf{B}_{ij} , 为了使测试样本与训练样本具有可比性, 投影前先用式(4)求得的所有子块的平均值 $\bar{\mathbf{A}}$ 来对每个子块进行规范化得到对应子块 $(\mathbf{A}_{ij})_{pq}' = (\mathbf{A}_{ij})_{pq} - \bar{\mathbf{A}}$ 。

其中:

$$\bar{\mathbf{A}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n(i)} \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (\mathbf{A}_{ij})_{kl} \quad (4)$$

$$\mathbf{B}_{ij} = \begin{bmatrix} (\mathbf{A}_{ij})_{11}' \mathbf{X}_{opt} & (\mathbf{A}_{ij})_{12}' \mathbf{X}_{opt} & \cdots & (\mathbf{A}_{ij})_{1q}' \mathbf{X}_{opt} \\ (\mathbf{A}_{ij})_{21}' \mathbf{X}_{opt} & (\mathbf{A}_{ij})_{22}' \mathbf{X}_{opt} & \cdots & (\mathbf{A}_{ij})_{2q}' \mathbf{X}_{opt} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A}_{ij})_{p1}' \mathbf{X}_{opt} & (\mathbf{A}_{ij})_{p2}' \mathbf{X}_{opt} & \cdots & (\mathbf{A}_{ij})_{pq}' \mathbf{X}_{opt} \end{bmatrix} \quad (5)$$

5) 将测试样本 \mathbf{B}_{test} 以相同的方式投影到 \mathbf{X}_{opt} 上获得特征矩阵 \mathbf{B}_{test} , 利用最小分类器实现对图像的分类。计算式(6)求最小的 $d(\mathbf{B}_{ij}, \mathbf{B}_{test})$, 此时的类别 i 即为待测样本所属的类别。

$$d(\mathbf{B}_{ij}, \mathbf{B}_{test}) = \|\mathbf{B}_{ij} - \mathbf{B}_{test}\|_F = [\text{tr}(\mathbf{B}_{ij} - \mathbf{B}_{test})^T(\mathbf{B}_{ij} - \mathbf{B}_{test})]^{1/2} \quad (6)$$

3 实验结果及分析

本文在 ORL 和 Yale 人脸库上进行实验, 实验前未对人脸图像做任何其他处理。ORL 人脸数据库包含 40 个人, 每人有 10 张人脸图片, 共 400 张, 图片大小为 112×92 。Yale 人脸数据库包含 15 个人, 每人有 11 张人脸图片, 共计 165 个样本, 图像大小为 100×100 。实验中取每个人的一个样本, 对该样本进行窗口滑动、位平面、重采样 3 种样本扩充方法, 在生成的图像中各选一幅与原始样本一起作为训练样本, 并分别对这些样本进行镜像变换, 最终生成如图 6 所示的 8 个图像作为训练样本。

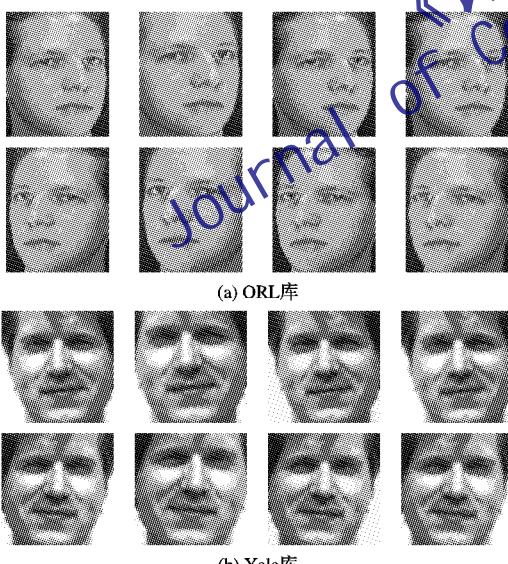


图 6 两个人脸库中某样本扩充后的 8 个虚拟样本

实验中每个人取一幅图像, 对其进行样本扩充, 将扩充后的 8 个虚拟样本作为训练样本。每个人剩余的图像作为测试样本。表 1 给出了几种方法在 ORL 和 Yale 两个人脸库中取某一个样本作为训练样本进行实验所获得的识别率。由于单幅训练样本所能提供的信息有限, 即便进行了样本扩充, 最终的识别率依然不是很高, 但从表中可看出, 本文算法的识别率明显高于其他 3 种方法。

为了分析特征提取阶段鉴别矢量个数, 即算法中 r 值的选取对识别率的影响, 分别在 ORL 和 Yale 两个人脸库上进行了实验, 结果如图 7 所示。从实验结果可看出, 由于采用分

块的 2DPCA 方法, 算法在达到较高识别率时所需的鉴别矢量个数很少, ORL 中 $r=5$, 而 Yale 只需 $r=2$ 就可以获得最高识别率。可见该特征提取方法在改变识别性能的同时降低了特征提取过程中所需的鉴别向量的维数, 提高了识别速度。

表 1 几种算法识别率比较

方法	识别率/%	
	ORL	Yale
$(PC)^2 A$	64.66	68.90
$E(PC)^2 A$	71.94	74.66
2DPCA	68.75	78.67
本文方法	76.39	82.66

本文结合窗口滑动、位平面、重采样及镜像变换多种样本扩充方法,之所以选择这 4 种方法完全是在大量的实验和一定的理论基础上得出的。窗口滑动能较好地模拟取样时人脸与镜头的距离及位置, 位平面则在一定程度上给出了像素的变化, 重采样生成的虚拟样本与原始图像具有很大的相似性, 而镜像变换消除了旋转对最后识别率的影响。4 种方法相互结合, 能做到取长补短, 从多个方面进行考虑, 在一定程度上模拟了现实中对人脸图像进行取样的情况。

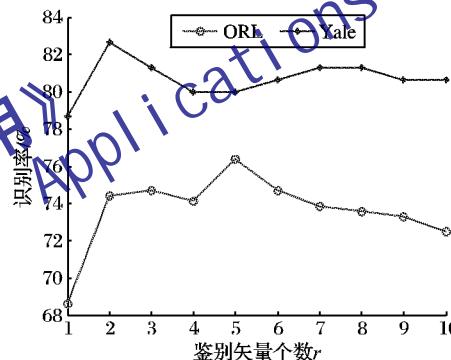


图 7 鉴别矢量个数对识别率的影响

表 2 给出了各种样本扩充方法识别率的比较, 其中在特征提取阶段统一对样本进行 2×2 分块, Yale 库中鉴别矢量个数取 2, ORL 库鉴别矢量个数取 5。从表 2 可看出本文提出的结合多种样本扩充方法, 能充分利用单样本所提供的信息, 从而获得较高的识别率。

表 2 各种样本扩充方法识别率比较

方法	识别率/%	
	ORL	Yale
窗口滑动	73.88	76.00
位平面	73.05	78.66
重采样	74.72	75.33
镜像	75.00	77.33
窗口滑动 + 位平面 + 重采样	74.74	79.33
窗口滑动 + 位平面 + 镜像	75.27	79.33
窗口滑动 + 重采样 + 镜像	76.39	79.40
位平面 + 重采样 + 镜像	75.27	78.00
本文方法	76.39	81.33

4 结语

本文在分析了多种样本扩充方法优缺点的基础上, 有选择地对单一训练样本进行扩充, 生成一定数量的虚拟样本。对生成的虚拟样本采用改进的 2DPCA 方法进行特征提取, 该方法在分块的基础上引入了类内平均值, 充分利用了图像的

(下转第 2756 页)

表 1 3 种算法的分割性能比较

图像	文献[4]算法		文献[5]算法		本文算法	
	U_r	C_r	U_r	C_r	U_r	C_r
Lena	0.9940	0.4041	0.9938	0.3506	0.9944	0.4079
Coins	0.9995	0.4284	0.9997	0.4115	0.9997	0.4616
Blood	0.9994	0.3751	0.9233	0.2759	1.0000	0.4820

3.3 分割速度比较

通常,处理时间也是评估分割算法性能的一个重要指标。表 2 给出了 3 种算法在分割相同大小的图像(256×256)时所花费的时间,为了使得表 2 所给的时间数据有说服力和客观性,对图像进行了 30 次实验,取其平均时间和标准差。实验在 1.79 GHz 主频,2 GB RAM PC, Windows XP 系统和 Matlab 7.0 环境下完成。

表 2 3 种算法循环次数和处理时间的比较

算法	循环次数	处理时间/s
文献[4]算法	20	67.91
文献[5]算法	20	10.18
本文算法	1	7.62

由表 2 可知,在分割同样大小的图像时,3 种算法中本文算法处理速度最快且循环次数最少。就分割性能而言,本文算法与文献[4]算法相比未降低,而且优于文献[5]算法。总之,本文算法在未降低分割性能的基础上提高了处理速度,其原因在于模型的阈值函数被改进为与图像灰度特征相关的迭代阈值,无需循环也无需特定准则来判定循环终止条件,因此速度较快。

4 结语

为了降低传统 PCNN 图像分割模型参数及循环次数选择的复杂性,结合图像的灰度特征,改进了传统 PCNN 随时间指数衰减的阈值,提出了基于图像灰度迭代阈值的 GIT-PCNN

分割模型;该模型只有一个参数,即链接强度 β 需要确定,改进的模型只需一次循环即可完成图像的分割,无需特定的准则来确定最佳分割结果或分割循环次数,相对已有的 PCNN 分割方法具有较快的分割速度。将提出的方法用于各类图像的分割测试,并与经典的基于 PCNN 分割算法进行主观及客观评价和速度性能比较,得到较好的分割结果与较快的分割速度,验证了算法的有效性和普适性。

参考文献:

- [1] 毕伟伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(4): 647–650.
- [2] 马义德, 齐春亮. 基于遗传算法的脉冲耦合神经网络自动系统的研究 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 722–725.
- [3] 刘勃, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 579–584.
- [4] 顾晓东, 张立明, 余道衡. 用无需选取参数的 Unit-linking PCNN 进行自动图像分割 [J]. 电器与系统学报, 2007, 12(6): 54–59.
- [5] 唐冬阳, 周冬明, 赵东凤. 基于 Unit-Linking PCNN 和图像熵的图像分割新方法 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(1): 222–227.
- [6] STEWART R D, FERMIN I, OPPEN M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2002, 13(6): 1557–1562.
- [7] 张果, 李晓娟, 张宪. 基于迭代阈值和形态学的图像边缘检测 [J]. 微计算机信息, 2007, 23(27): 298–299.
- [8] LEVINE M D, NAZIF A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 155–164.
- [9] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131–137.
- [10] CHEN S C, ZHANG D Q, ZHOU Z H. Enhanced $(PC)^2A$ for face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1173–1181.
- [11] TAN X Y, CHEN S C, ZHOU Z H. Face recognition from a single image per person: a survey [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(9): 1725–1745.
- [12] WU J X, ZHANG D Q, ZHOU Z H. Face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711–1719.
- [13] CHEN S C, ZHANG D Q, ZHOU Z H. Enhanced $(PC)^2A$ for face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1173–1181.
- [14] YIN H T, FU P, MENG W S. Sampled FLDA for face recognition with single training image per person [J]. Neurocomputing, 2006, 69(16/17/18): 2443–2445.
- [15] 张建明, 刘霄, 樊莉静. 基于三层虚拟图像生成的单样本人脸识别 [J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(9): 187–189.
- [16] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131–137.
- [17] 陈伏兵, 陈秀红, 张生亮, 等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(4): 580–585.

(上接第 2730 页)

局部特征并且降低了特征提取过程中所需的鉴别向量的维数。实验结果表明,本文方法的识别率明显高于 $(PC)^2A$ 、 $E(PC)^2A$ 及 2DPCA。但由于所生成的虚拟样本和原始人脸高度相关,并不是真正独立的人脸图像,识别率还不是很高。另外计算量也会随着虚拟样本数目的增多而增大,因此今后的工作中考虑在样本扩充方面做更多研究,同时对生成的数据进行新的探讨,如采用局部特征和整体特征相结合的方法,从而更有效地分析出样本的分布信息。

参考文献:

- [1] 王科俊, 段胜利, 冯伟兴. 单训练样本人脸识别技术综述 [J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(5): 635–642.
- [2] TAN X Y, CHEN S C, ZHOU Z H. Face recognition from a single image per person: a survey [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(9): 1725–1745.
- [3] WU J X, ZHANG D Q, ZHOU Z H. Face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711–1719.
- [4] CHEN S C, ZHANG D Q, ZHOU Z H. Enhanced $(PC)^2A$ for face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1173–1181.
- [5] ZHANG D Q, CHEN S C, ZHOU Z H. A new face recognition method based on SVD perturbation for single example image per person [J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 163(2): 895–907.
- [6] 陈才扣, 黄建平, 刘永俊. 基于泛滑动窗与 2DLDA 的单样本人脸识别 [J]. 计算机应用, 2007, 27(11): 2793–2796.
- [7] 刘永俊, 常晋义, 陈才扣, 等. 基于位平面图像与 2DMSLDA 的单样本人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(15): 172–175.
- [8] YIN H T, FU P, MENG W S. Sampled FLDA for face recognition with single training image per person [J]. Neurocomputing, 2006, 69(16/17/18): 2443–2445.
- [9] 张建明, 刘霄, 樊莉静. 基于三层虚拟图像生成的单样本人脸识别 [J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(9): 187–189.
- [10] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131–137.
- [11] 陈伏兵, 陈秀红, 张生亮, 等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(4): 580–585.