

基于镜像奇异值分解的单样本人脸识别*

王梅花¹, 班锦²

(1. 西南交通大学 信号与系统四川省重点实验室, 四川 成都 610031;

2. 新乡医学院 三全学院, 河南 新乡 453700)

摘要: 目前有许多正面人脸的识别方法, 当有充分数量的训练样本时, 能取得较好的识别效果, 然而当处理单样本人脸识别问题时, 效果则明显下降。针对这种情况, 提出了基于镜像奇异值分解的单样本人脸识别方法, 通过采用镜像的方法增加训练样本信息。实验表明, 在对人脸图像进行识别时取得了较好的效果, 并且在一定程度上克服了单样本条件下姿态变化对识别效果的影响。

关键词: 训练样本; 镜像; 奇异值分解; 姿态

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)16-0037-03

Single-sample face recognition based on mirrors and singular value decomposition

WANG Mei Hua¹, BAN Jin²

(1. Sichuan Province Key Lab of Signal and Information Processing, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Sanquan Medical College of Xinxiang Medical Institute, Xinxiang 453700, China)

Abstract: Nowadays, there are many methods to deal with face recognition, when there are a sufficient number of training samples these methods can achieve good recognition results, but to deal with a single sample face recognition problem, the effects decreased rapidly. To overcome this problem, a new method which is called image-based singular value decomposition is presented, through the use of mirrors to increase the information of training samples. Experiments show that the proposed approach is better than the others, and to some extent, it can also overcome the effect of changes in attitude.

Key words: training samples; mirrors; singular value decomposition (SVD); attitude

自 20 世纪 90 年代以来, 人脸识别技术已成为计算机视觉、模式识别和信息技术等领域研究的热点课题之一, 并且在此基础上提出了主成分分析 PCA (Principal Component Analysis)^[1,2]、二维主成分分析 2DPCA (Two-Dimensional Principal Component Analysis)^[3]、双方向的二维主成分分析^[4]和线性鉴别分析 LDA (Linear Discriminant Analysis)^[5]等有效的识别方法。但是, 现有的正面人脸图像的识别方法, 仅当有充分数量的有代表性的人脸图像样本时才能取得较好的识别效果。然而在一些特殊场合, 如法律实施、海关护照验证和身份证验证等, 每类(人)只能得到一幅图像, 此时就只能用这些数目有限的图像去训练人脸识别系统。若用前面提到的那些方法处理这种训练样本数目有限的人脸识别系统, 识别率会明

显下降, 甚至变得不再适用。参考文献[6]首先对原始人脸图像利用奇异值分解, 然后运用分解得到的较大的几个奇异值对原始人脸图像近似重构, 并且将重构人脸图像和原始图像一起作为训练样本, 从而对原训练样本个数进行扩展, 再对增加了训练样本后的样本集运用 2DPCA 方法进行特征抽取, 该方法可取得较好的识别效果。但是由于人脸图像存在姿态、表情等变化, 而且这个变化越大, 算法的识别误差也越大。基于此, 本文提出了一种基于图像镜像和奇异值分解的镜像奇异值分解方法。该方法首先对人脸图像做镜像变换, 然后对原始人脸图像和镜像图像分别做奇异值分解, 接着用较大的几个奇异值分别对原人脸图像重构, 将这些重构图像、原图像以及镜像图像一起作为训练样本运用 (2D)²PCA 方法对其进行特征抽取, 最后使用基于最小欧氏距离的分类方法对样本集进行分类识别。由于考虑了人脸图像的

* 基金项目: 中国国家自然科学基金(60971104), 中国高等教育博士项目基金(20090184110008), 四川省青年科学技术基金(09ZQ026-091)

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

旋转等姿态变化,在 ORL 人脸数据库上的实验结果表明,该方法比参考文献[6]中的方法有更好的识别性能。

1 方法的思想与实现

1.1 镜像人脸图像生成

增加镜像图像可以部分消除由于头部的旋转对人脸识别造成的影响,而且人脸图像是基本对称的^[7],则此时可以考虑将原始人脸图像 A 以其垂直中心轴由式(1)作镜像变换,从而对原始训练人脸图像的个数进行扩展。

$$A_1 = A \times M \quad (1)$$

其中, M 为反对角线元素为 1、其余元素为 0 的方阵。

1.2 基于奇异值分解的人脸表示

对于一张大小为 $m \times n$ 的人脸图像 A 进行奇异值分解^[8]可得到: $[U, D, V] = SVD(A)$, 其中 U, D, V 分别是大小为 $m \times m, m \times n, n \times n$ 的矩阵, 并且对角矩阵 U, V 都是归一化的矩阵, 对角矩阵 D 的对角元素非负且其大小是按降序排列的。 $A = U \times D \times V^T = U_{m \times m} \times D_{m \times n} \times V_{n \times n}^T$, 从而可以依据下列组合对原始人脸图像 A 进行近似重构:

$$A_1 = \lambda_1 \times u_1 \times v_1^T + \lambda_2 \times u_2 \times v_2^T \quad (2)$$

$$A_2 = \lambda_1 \times u_1 \times v_1^T + \lambda_2 \times u_2 \times v_2^T + \lambda_3 \times u_3 \times v_3^T \quad (3)$$

$$A_3 = \lambda_1 \times u_1 \times v_1^T + \lambda_2 \times u_2 \times v_2^T + \lambda_3 \times u_3 \times v_3^T \quad (4)$$

其中, u_i, v_i^T, λ_i 分别表示 U 的第 i 列、 V 的第 i 列的转置以及对角矩阵 D 的第 i 个元素, 通过这种方式, 可以从一幅人脸图像中得到多幅不同的图像。但是, 实验中并不需要所有使用的奇异值对原始人脸图像进行重构, 而是只需取前几个最能表达人脸特征的奇异值。实验表明, 当取前四个奇异值时, 能使所用方法的识别效果达到最佳, 所以在没有特殊说明的情况下, 本文所使用的奇异值均为四个。

1.3 基于 $(2D)^2PCA$ 的特征提取

对于一幅大小为 $m \times n$ 的二维灰度人脸图像 $A, Z \in R^{m \times q}, X \in R^{n \times d}$ 分别为由 2DPCA 方法产生的特征矩阵, 此时 $n \geq d$ 。将 A 分别投影到 Z 和 X 上可以得到 $q \times d$ 的向量 C 。

$$C = Z^T \times A \times X \quad (5)$$

此时, 向量 C 即为人脸图像 A 的投影特征向量, 同时可以由 C 对原始人脸图像 A 进行重构:

$$\hat{A} = Z \times C \times X^T \quad (6)$$

训练时, 将每张训练人脸图像 $A_k (k=1, 2, \dots, M)$ 分别向 Z 和 X 投影, 得到训练样本的投影特征矩阵 $C_k (k=1, 2, \dots, M)$; 同时, 在测试时, 对于任一测试人脸图像 A , 首先使用式(5)得到特征矩阵 C , 然后使用基于最小欧氏距离的最近邻分类器对测试人脸图像进行分类识别。本文算

法的结构流程图如图 1 所示。

2 实验结果及分析

2.1 实验所用人脸库

本实验所用人脸数据库为 ORL 人脸库, 该人脸数据库由 40 人、每人分别由 10 幅大小均为 112×92 的 256 灰度级的正面人脸图像组成, 这些图像是在不同时间、不同光照、不同表情和不同姿态下拍摄的。图 2 给出了 ORL 人脸数据库中的部分标准人脸图像及其镜像图像。

2.2 实验方法及结果

为了对各方法的识别效果进行对比, 本文分别对单样本 PCA 算法、SVD+PCA 算法、参考文献[6]中提出的 SVD+2DPCA 算法、SVD+(2D)²PCA 以及本文提出的方法在 ORL 人脸数据库上进行 10 组实验, 即分别将每个人的第 1, 2, 3, ..., 10 幅共 40 幅人脸图像作为训练样本, 而其余的 360 幅图像作为测试样本进行分类识别, 然后取其平均识别率, 测试结果如表 1 所示。以下 (2D)²PCA 方法中行方向降维维数为 10, 即只对其列方向维数做变化。

不同的特征提取方法的确会对系统识别率的提高有一定的影响, 为了验证本文方法识别率的提高不仅仅依赖于 (2D)²PCA 特征提取方法的选择, 而是由于镜像人脸图像样本的增加, 实验中分别对单样本 PCA 算法、SVD+PCA 算法、SVD+2DPCA 算法、SVD+(2D)²PCA 算法以及本文算法在 ORL 人脸库上, 同样分别将每个人的第 1, 2, 3, ..., 10 幅图像作为训练人脸图像, 而将其余的 360 幅作为测试样本, 取同一特征向量维数下的 10 组实验的平均识别率作为其最终识别率, 测试结果如图 3 所示。

同时, 为了比较各参考文献方法和本文方法在不同测试样本数目情况下的稳定性^[9], 做如下的测试实验: 在 ORL 人脸库上分别取每个人的第 1, 2, 3, ..., 10 张图

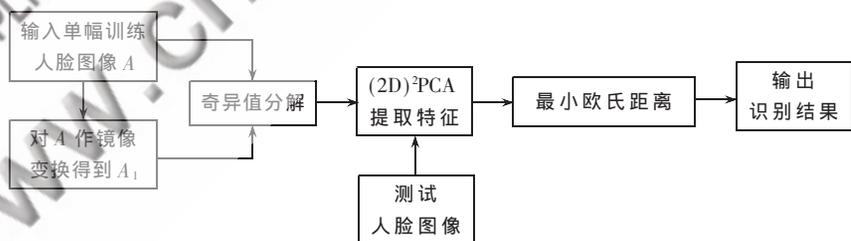


图 1 本文所用方法框图



图 2 部分 ORL 人脸图像入其镜像图像

表 1 训练样本变化时各方法平均识别率

识别方法	训练样本号										平均识别率/%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
PCA	69.09	70.19	71.35	66.62	66.48	62.94	70.83	69.42	69.15	65.35	68.14
SVD+PCA	72.35	71.41	71.44	68.51	67.40	68.21	69.87	70.96	71.21	67.37	69.87
SVD+2DPCA	73.67	72.25	72.02	69.54	68.28	70.43	71.64	71.72	71.64	67.78	70.90
SVD+(2D) ² PCA	73.96	76.28	72.47	69.31	69.17	71.53	72.92	73.26	72.67	68.04	71.96
本文方法	73.72	75.59	76.28	69.93	71.56	72.57	74.03	73.68	73.26	72.05	73.27

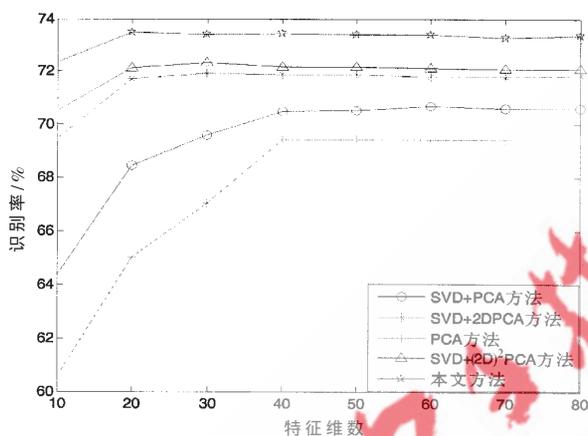


图 3 不同降维维数时各识别方法的平均识别率

像作为训练样本,分 10 组实验,同时在每组实验中分别以除训练样本以外的前 2,3,4,...,9 张图像作为测试样本,计算每组实验的平均识别率,实验结果如图 4 所示。

2.3 实验结果分析

由表 1 可以看出,在不同的训练样本条件下,本文提出的方法的识别效果明显高于参考文献中提出的其

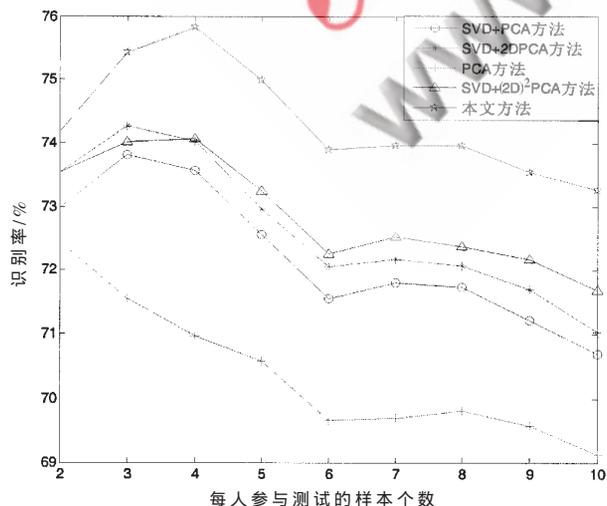


图 4 不同测试样本个数的情况下各方法的识别情况

他几种方法,这主要是由于加入镜像信息后可以减小由于姿态变化对人脸识别的影响。从图 3 中的实验数据也可以看出 SVD+2DPCA 和 SVD+(2D)²PCA 方法在特征维数增大时,两种方法的识别效果差不多,但是都不如本文所提方法,而且由 SVD+(2D)²PCA 方法和本文方法的比较曲线可以得知,本文方法识别率的提高主要是依赖于人脸图像镜像信息的加入,而不是仅仅由于(2D)²PCA 特征提取方法的选择。由图 4 可知,随着测试样本个数的增加,特别是 PCA 方法的识别率较低而且其稳定性

较弱,与 SVD+2DPCA 以及 SVD+(2D)²PCA 方法相比,本文所提方法在保证识别率高于其他方法的同时,也表现出了较强的稳定性。

通过对原始人脸图像增加镜像图像来扩充训练人脸样本数,提出了一种基于镜像奇异值分解的新方法。实验表明,与其他单样本人脸识别方法相比,本文所提出的方法具有较高的识别率,在一定程度上克服了由于人脸姿态的变化对识别结果的影响,并取得了较好的识别效果。但是,现有的基于单样本人脸识别的方法其识别率一般都不高,有效算法的提出还有待进一步的研究。

参考文献

- [1] ZHAO W, CHELLAPPA R, ROSENFELD A, et al. Face recognition: a literature survey[J]. ACM Computing Surveys, 2003,35(4):399-458.
- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991,3(1):71-86.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces[A]. Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Hawaii, USA: IEEE CS Press, 1991: 586-591.
- [3] YANG J, ZHANG D. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and Recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(1):131-137.
- [4] ZHANG Dao Qiang, ZHOU Zhi Hua. (2D)2PCA:Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition[J]. Neurocomputing,2005(69): 224-231.
- [5] BELHUMEUR V, HESPAHNA J, KRIEGMAN D. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):711-720.
- [6] LU Chong, LIU Wan Quan, SEN Jian. An face recogni-

- tion with only one training sample[J]. Proceedings of the 25th Chinese Control Conference 7-11 August, 2006
- [7] 杨琼,丁晓青.对称主分量分析及其在人脸识别中的应用[J].计算机学报,2003,26(9):1146-1151.
- [8] ZHANG D, CHEN S, 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.
- [9] 吴朋.基于虚拟信息的单样本分块人脸识别[J].计算机

工程与应用,2009,45(19):146-149.

(收稿日期:2010-06-10)

作者简介:

王梅花,女,1984年生,在读硕士研究生,主要研究方向:人脸识别、模式识别。

班锦,女,1983年生,助教,主要研究方向:教育管理。

