

基于 CSVD-NMF 的人脸识别算法

姚同庆, 房 斌, 尚赵伟

(重庆大学计算机学院, 重庆 400044)

摘 要: 基于 SVD 的人脸识别算法具有共同的缺点, 即不同人脸图像对应的奇异值向量所在的基空间不一致, 从而造成识别率低下。该文分析 2 种改进的类估计基空间奇异值分解算法(CSVD), 通过对比实验选择出其中一种具有优势的 CSVD 算法。并在特征提取环节, 提出 CSVD 算法与非负矩阵因子算法特征数据相融合的人脸识别算法。在 ORL 数据库上的实验结果表明, 该结合方法有效地提高了识别率和训练速度。

关键词: 类估计基空间奇异值分解; 非负矩阵因子; 特征提取

Face Recognition Algorithms Based on CSVD-NMF

YAO Tong-qing, FANG Bin, SHANG Zhao-wei

(School of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044)

【Abstract】 The face recognition algorithms based on SVD have low recognition accuracy due to the common essential defect which singular value vector of arbitrary two face images have the different basis spaces in general. According to this, two improved class estimated basis space singular value de-composition methods are analyzed. A superior CSVD method is selected after comparing with each other. And in the feature extraction process, a new face recognition method based on CSVD and non Negative Matrix Factorization(NMF) is presented. By combining both methods, for ORL database, the better recognition performance is obtained.

【Key words】 Class estimated basis Space singular Value De-composition(CSVD); non Negative Matrix Factorization(NMF); feature extraction

1 概述

利用 SVD 算法^[1]提取人脸特征, 首先根据奇异值分解原理, 提取训练样本奇异值向量, 然后利用奇异值向量计算样本相似度来识别测试人脸。利用奇异值描述图像特征具有稳定性、转置不变性、旋转不变性、平移不变性以及镜像不变性等优点^[2], 目前已提出了许多基于 SVD 的人脸识别算法, 但是大量实验结果表明, 基于 SVD 的人脸识别算法的识别率普遍比较低。经分析发现, 人脸图像的奇异值是图像在特定基空间下分解得到的, 而特定基空间是由每幅图像本身决定的, 由此得到, 不同人脸图像对应的奇异值向量所在的基空间不一致, 图像的奇异值向量与图像之间并不存在一一对应关系, 因此, 仅利用奇异值向量分类图像缺乏依据, 这也是造成识别率低下的本质原因, 证明过程参考文献[3]。为避免 SVD 的上述缺点, 这里采用改进的类估计基空间奇异值分解(Class Estimated Basis Space Singular Value De-composition, CSVD)算法, CSVD 算法是基于构造误差识别人脸和测试人脸的相似度的比较进行人脸识别的, 由于重构后的人脸图像不存在基空间不一致问题, 从而克服了 SVD 算法的本质缺点, 提高了识别效率, 且具有算法稳健、简单、训练时间短等优点。

经对比分析, CSVD 算法和 NMF 算法具有优缺点的互补性, 相互结合可进一步提高识别效率。NMF(Non Negative Matrix Factorization)算法^[4]具有对数据良好的加逼性, 与其他矩阵分解算法相比, 能使特征子空间对数据的表示更为紧凑而有效, 但其特征子空间的类别信息模糊。为增强特征子空间的类间特征, 提高分类性能, 可利用 CSVD 算法提取训练样本数据的类间信息, 同时还可以大幅度减少训练样本数据

量, 改善 NMF 迭代速度慢、训练时间长的问题, 此外, CSVD 和 NMF 均受光照、表情和姿态的影响小, 故在相同识别率下同时提高了识别效率和训练速度。基于以上分析, 本文提出了基于 CSVD 和 NMF 融合特征数据的人脸识别算法。

2 分析类估计基空间奇异值分解

在基于 SVD 算法的人脸识别算法中, 奇异值向量不足作为人脸分类识别的依据, 图像的类别信息主要包含在基空间中。改进的 CSVD 算法的基本原理是通过构造误差识别人脸和测试人脸相似度的比较来分类人脸图像, 重构后的图像不存在基空间不一致的问题, 因此, 避免了 SVD 算法的本质缺点。通常同类别图像的奇异值向量所在的基空间相似性比较大, 因此, 用类估计基空间作为重构误差识别人脸的基空间, 误差会比较小。以下提出 2 种 CSVD 算法^[3,5], 设训练样本类别数为 C 。

CSVD1 算法步骤如下:

(1) 计算第 j 类训练样本集的平均图像 P_j' ($j=1, 2, \dots, C$);

(2) 利用奇异值分解定理, 对 P_j' 进行 SVD 分解;

(3) 取 P_j' 的前 $x(x < k)$ 个较大的奇异值 λ_i 及对应的特征向量 u_i, v_i , 剔除图像中由于光照、表情、姿势等噪声影响所对应的高频信息, 利用式(1)构造第 j 个模板人脸 P_j' :

$$P_j' = \sum_{i=1}^x \lambda_i u_i v_i^T \quad (1)$$

作者简介: 姚同庆(1982-), 女, 硕士研究生, 主研方向: 数字图像处理, 模式识别; 房 斌, 副教授; 尚赵伟, 研究员

收稿日期: 2008-06-25 **E-mail:** penguin_tq@163.com

(4)对测试人脸图像 T 进行 SVD 分解, 根据第(3)步规则重构图像 T' ;

(5)利用距离度量 T' 和 P_j' 之间的误差, 并根据最近邻准则进行分类。

CSVD2 算法步骤如下:

(1)利用奇异值分解定理, 计算第 j 类训练人脸样本集中每个训练样本的左右正交阵, 并相加求平均, 得到第 j 类的平均左右正交阵 $U^{(j)}$ 和 $V^{(j)}$;

(2)计算测试图像 T 的实际奇异值 λ_i , 根据式(1)计算 T 在第 j 类基空间的构造图像 T' ;

(3)利用距离度量 T' 和 T 之间的误差, 并根据最近邻准则进行分类。

3 实验分析 SVD 与 CSVD 的对比

ORL 数据库是剑桥 Olivetti 实验室拍摄的一系列灰度人脸图像, 包括 40 人, 每个人含有不同表情、姿势共 10 幅图像, 其大小均为 92×112 。

进行实验之前首先建立实验数据库 ORL-B, 训练集是由每个人的前 5 幅图像组成, 测试集是由训练集对应的每个人的剩余图像组成。然后对数据库人脸进行预处理, 形成 48×48 的标准化人脸图像。

以 ORL-B 数据库在不同限制条件下分别运行 SVD, CSVD1 和 CSVD2 算法。如图 1 所示, 观察选择不同特征空间维数时 SVD, CSVD1 和 CSVD2 的识别率, 此处的特征空间维数指的是选取不同个数的奇异值。

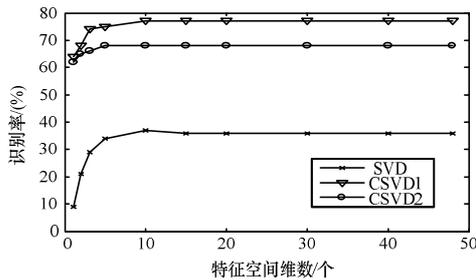


图 1 SVD 与 CSVD 的对比

图 1 采用最短距离分类器, 由图 1 可知, CSVD1 最佳识别率可达 77%, CSVD2 最佳识别率可达 68%, CSVD1 算法的性能优于 SVD 和 CSVD2, 同时 CSVD1 运行时间短, 与 SVD 基本相当, 故选取 CSVD1 进行后续实验, 与 NMF 结合形成新的人脸识别算法。

4 分析非负矩阵因子

NMF 是矩阵分解算法的一种, 把图像看成矩阵并在特征空间投影, 克服了其他分解方法, 如 PCA, 投影得到的投影系数可能出现正负相互抵消的情况, 能够保证基图像, 投影系数以及重构图像都是非负的, 对高维图像数据能产生有效的表示和降维, 同时对光照、表情和姿态变化具有较好的容忍度。

对于非负矩阵 V , 寻找非负矩阵因子 W 和 H , 使得: $V \approx WH$, 即给定 m 个 n 维数据向量的集合 $V_{n \times m}$, 这个矩阵可以分解为矩阵 $W_{n \times r}$ 和矩阵 $H_{r \times m}$ 的乘积 ($r < (n \times m)/(n+m)$)。这就得到原始数据矩阵的一个压缩模型。为寻找这个近似的分解过程, 首先定义目标函数来保证逼近的效果。目标函数可以利用 2 个非负矩阵 V 和 WH 之间的欧式距离, 距离越小, 分解越接近原矩阵, 即转化为优化问题 $\min \|V - WH\|^2$ 。

NMF 算法^[6]步骤如下:

(1)读入训练人脸图像集 P 中 m 张人脸图像, 构成人脸图像矩阵 $V = [p_1, p_2, \dots, p_m]$;

(2)根据非负矩阵的分解算法, 将矩阵 V 分解为 2 个非负矩阵 W 和 H , 其中, $W = [w_1, w_2, \dots, w_r]$ 为基图像, 即特征空间, $H = [h_1, h_2, \dots, h_m]$ 为权重系数, 则 V 中的每一张人脸图像就是基图像的线性组合, 人脸集可用相应的系数集合来表示;

(3)利用式(2)计算测试人脸图像 T 的降维表示 t :

$$t = W^{-1}T \quad (2)$$

(4)利用距离度量 t 和 H 中每一列 h_i 之间的误差, 最后根据最近邻准则进行分类。

5 基于 CSVD-NMF 的人脸识别算法

如前言所述, CSVD 算法和 NMF 算法具有优缺点的互补性, 融合特征数据可进一步提高识别效率。同时由 SVD 和 CSVD 的对比实验可知, CSVD1 算法在识别率和运行时间上同时具有优势, 因此, 选用 CSVD1 与 NMF 结合产生新的人脸识别算法。

首先利用 CSVD1 算法得到训练集每个类的模板人脸, 此过程不仅提取出训练集有效的类间信息, 而且大幅度减少了训练数据量, 然后利用 NMF 算法对所有模板人脸进一步降维。由于利用训练集的类间信息增强了 NMF 特征子空间的类间特征, 并且训练数据量的大幅减少改善了 NMF 迭代速度慢, 训练时间长的问题, 因此, 这种 CSVD 和 NMF 相结合的人脸识别算法不仅有效地提高了人脸识别率, 并且在相同识别率下大大提高了训练速度。设训练样本类别数为 C 。

CSVD1-NMF 算法步骤如下:

(1)计算第 j 类训练样本集平均图像 P_j ($j=1, 2, \dots, C$);

(2)利用奇异值分解定理, 对 P_j 进行 SVD 分解;

(3)取 P_j 的前 x ($x < k$) 个较大的奇异值 λ_i 及对应的特征向量 u_i , v_i , 利用式(1)构造第 j 个模板人脸 P_j' , 共 C 个模板人脸图像;

(4)读入 P_j' 数据, 形成 $V_{n \times c}$ 的图像矩阵, 进行 NMF 算法, 得到训练数据的更低维表示 $H = [h_1, h_2, \dots, h_c]$, 即模板人脸从 n 维降到 r 维;

(5)读取测试人脸图像 T , 构造模板人脸 T' , 然后利用 NMF 算法计算此图像的低维表示 h_r ;

(6)利用距离度量 h_r 和 H 中每列向量 h_i 之间的误差, 根据最近邻准则进行分类。

6 实验结果及分析

此处仍采用 ORL-B 实验数据库, 验证 CSVD-NMF 这种新的数据融合方式确实得到了更好的识别效果。根据图 1 的数据显示, CSVD1 算法只需取训练样本集平均图像的前 10 个较大的奇异值及对应的特征向量构造误差识别人脸, 就可以达到 77% 的识别率。在保证识别率的前提下为尽可能减少训练数据量, 故 CSVD-NMF 算法中采用固定的 x 个奇异值, 即 $x = 10$, 在 NMF 部分采用不同的特征空间维数 r 观察识别率的变化趋势。

图 2 和图 3 分别显示 CSVD-NMF 和 NMF 算法在不同特征空间维数 r 下的识别率情况(图 2、图 3 分别采用最短距离分类器和最近邻分类器)。可知, CSVD-NMF 算法比 NMF 获得更高的识别率, CSVD-NMF 的最佳识别率在图中分别可达

83%和94%。

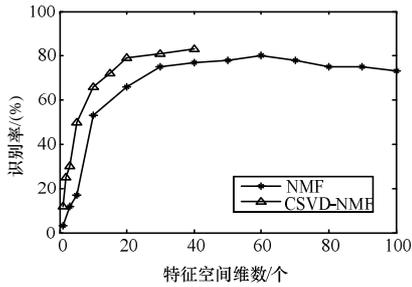


图2 CSVD-NMF与NMF识别率对比

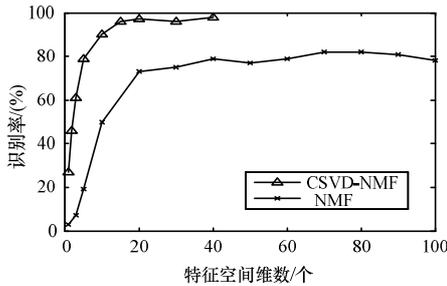


图3 CSVD-NMF与NMF识别率对比

NMF算法基于ORL-B数据库其输入的人脸图像矩阵 V 的维数可达 2304×200 ,而CSVD-NMF中的NMF部分输入的人脸图像矩阵维数只有 2304×40 ,训练数据量大幅度降低,改善了NMF算法训练时间长的问题。图4显示了包括CSVD1算法在内的3种算法的训练时间对比数据,CSVD-NMF比CSVD1略高,但比NMF低得多。所以,不论是识别效率还是训练时间,CSVD-NMF算法都比NMF算法更具优势。此外,如表1所示,在2种分类器条件下CSVD-NMF算法的最佳识别率比CSVD1算法分别高6%和5%,因此,虽然CSVD-NMF算法的训练时间略高,但其最佳识别率比CSVD1具有优势。

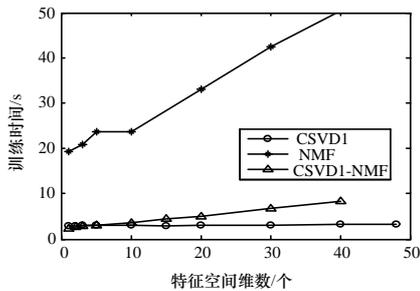


图4 CSVD-NMF, CSVD1与NMF的训练时间对比

表1 几种算法的最佳识别率对比 (%)

分类器	CSVD-NMF	CSVD1	NMF	CSVD-PCA
最小距离分类器	83	77	80	73
最近邻分类器	94	89	84	86

目前基于图像奇异值向量的组合方法很多,典型的如基于奇异值向量的PCA识别算法。但实验发现这种方法的识别效果并不好,其原因同样是由于SVD算法的本质缺点,即不同人脸图像对应的奇异值向量所在的基空间不一致。这里选择CSVD1与PCA组合形成新的人脸识别算法CSVD-PCA,

通过对比CSVD-NMF和CSVD-PCA,进一步指明CSVD-NMF算法的优越处。

CSVD-PCA算法的识别过程如下,假定 V_p 为PCA算法根据训练集得到的投影子空间,利用CSVD1算法求出每一类训练集的模板人脸,把模板人脸和测试集中所有的人脸图像向该子空间投影,最后根据特征向量间的距离进行识别分类。

由图5可得(采用最近邻分类器),CSVD-NMF比CSVD-PCA的识别率高,其主要原因是特征脸受光照、表情、姿态的影响较大,而NMF受光照、表情等影响较小。

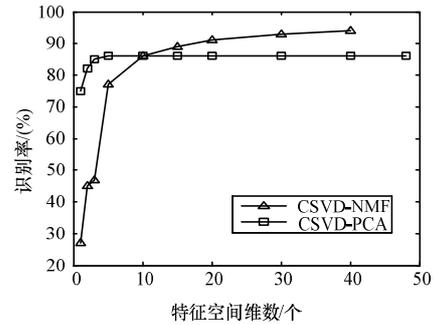


图5 CSVD-NMF与CSVD-PCA的识别率对比

通过实验验证,采用最近邻分类器,CSVD-NMF算法在训练样本数分别为1和7时,识别率就可达73%和95%。可知该算法在使用较少奇异值和训练样本时仍然可以取得较好的识别率。

7 结束语

本文提出了CSVD-NMF人脸识别算法,并通过分析实验结果验证了这种结合方式比CSVD1和NMF本身以及CSVD-PCA都更具优势。同时通过实验对比,验证了CSVD1算法改进的正确性和优势。值得指出的是,CSVD-NMF方法在使用较少的奇异值个数、较小的基空间维数(r)和单个训练样本的情况下,仍然能够取得很好的识别效率。这种基于数据融合或分类器融合的人脸识别算法将是模式识别领域中研究的重点之一。

参考文献

- [1] Pan Quan, Zhang Mingui, Zhou Delong, et al. Face Recognition Based on Singular Value Feature Vectors[J]. Optical Engineering, 2003, 42(8): 2368-2374.
- [2] 周德龙. 人脸识别技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2001.
- [3] 高全学, 梁彦, 潘泉, 等. SVD用于人脸识别存在的问题及解决方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 12(11): 1785-1791.
- [4] 艾竹君. 基于非负矩阵分解的人脸表情识别研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2006.
- [5] 何婧, 冯国灿. 奇异值分解在人脸识别中的应用[J]. 广东教育学院学报, 2006, 6(3): 92-96.
- [6] Guillaumet D, Vitrià J. Non-negative Matrix Factorization for Face Recognition[C]//Proceedings of the 5th Catalanian Conference on AI. London, UK: Springer Link, 2002: 336-344.