

一种人脸本征空间的特征提取算法

曾 岳^{1,2}, 冯大政¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071; 2. 江西财经职业学院信息工程系, 江西 九江 332000)

摘 要: 传统线性子空间算法在提取类内散度矩阵的特征向量时, 存在偏差、过拟合和推广能力差的问题。为此, 提出一种新的子空间算法。将类内散度矩阵的特征空间分解为 2 个子解空间, 即主成分空间和零空间, 再利用本征谱模型对 2 个空间分别进行正则化。在 ORL 人脸库上的实验表明, 该算法使用较少的特征维数就能达到与传统算法相同的识别率。

关键词: 子空间法; 人脸识别; 本征谱; 特征提取; 识别率

Feature Extraction Algorithm of Face Eigenfeature Space

ZENG Yue^{1,2}, FENG Da-zheng¹

(1. State Key Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Department of Information Engineering, Jiangxi Vocational College of Finance and Economics, Jiujiang 332000, China)

【Abstract】 For the other line subspace approach existing some problems of bias, overfitting and poor generalization when extracting eigenfeatures from within-class matrix, a new subspace approach is proposed. This approach decomposes the eigenfeature space into two spaces: principal component subspace and zero subspace, and regularizes the two subspaces separately to alleviate the problems of instability, overfitting or poor generalization. Experiments on ORL face base show the method achieves a given recognition rate with fewer features than other approaches and outperforms others.

【Key words】 subspace method; face recognition; eigenfeature spectrum; feature extraction; recognition rate

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.19.048

1 概述

许多研究者在近 20 年的时间里已经提出了许多人脸识别的有效算法, 但仍然还有一些具有挑战性的问题没有得到解决, 其中之一是: 怎样提取有辨别力和稳定的人脸特征。主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)^[1]、贝叶斯最大概率估计(Bayesian Maximum Likelihood estimation, BML)^[2]和线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[3]等线性子空间分析算法已经被广泛应用于人脸识别, 而且已经成为一种比较流行的特征提取算法。线性子空间分析法应用于人脸识别时就是提取特征, 使类内散布矩阵变化最小而类间散布矩阵变化最大, 存在的问题是类内散布矩阵会出现奇异情况, 且其特征值是从样本估计出来, 存在偏差、过拟合、推广能力差^[4]等问题。最近也有学者提出了一些算法来解决这些问题, 其中, 零空间法就是只提取零空间里的鉴别信息, 因为零空间里含有很重要的鉴别信息; FLDA 算法首先去掉零空间而主空间里提取鉴别信息^[5]; DLDA^[6]是先去掉类内散布矩阵的零空间, 然后再求类内散布矩阵的最小特征值, 然而这些小的特征值对噪声很敏感, 也就很难进行尺度化; 双子空间(DSL)^[7]法是分别提取类内散布矩阵主空间和零空间里的特征, 再将 2 个部分融合在一起, 然而如何划分 2 个空间又如何求零空间里的特征值, 也是一个问题。

以上算法存在的问题是: 丢失了部分鉴别信息, 因为主空间和零空间里均含有鉴别信息, 没有很好地抑制噪声和有限样本造成的影响, 小特征值和零空间的估计不稳定, 对噪声敏感。基于以上原因, 本文提出了一种新人脸本征空间的特征提取算法(FFE), 将类内散布矩阵的特征空间分解为 2 个子空间, 利用本征谱模型分别对这 2 个子空间进行不同的正则化, 并在整个空间中进行特征提取和降维。

2 本征谱的建模

$W \times h$ 的人脸图像, 每个图像写成一个列向量 $X_{ij} \in IR^{n=wh}$, 表示第 i 个人第 j 副图像。假设训练集包含 p 个人, 第 i 个人有 q_i 张图像, 总训练样本数为 l 。其类内离散矩阵表示为 S^w , 对它进行特征值分解, 可以得到:

$$A = (\Phi^w)^T S^w \Phi^w \quad (1)$$

其中, $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]$ 是 S^w 的特征向量矩阵; A 是特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda^n$ 的对角矩阵。假设特征值是按降序排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 特征值 $\{\lambda_k\}$ 对索引 k 所绘制的曲线图就叫做训练样本的本征谱。设 X_{ij} 是随机向量 X 的一个样本, 特征值 λ_k 是 X 投影到特征向量 ϕ_k 的方差估计, 它通常是偏离真正的方差(因为训练样本是有限的)。在子空间 $\{\lambda_k\}$ 中, $1 \leq k \leq r$, 本征谱建模为真实的方差和偏差之和如下:

$$\lambda_k = v_k^F + \delta_k \quad (2)$$

其中, v_k^F 为真正的方差部分; δ_k 为偏差部分。真正的方差部分 v_k^F 通常衰减得很快而且很稳定, 因此用函数 $f(k)$ 来建模, 可以很好地拟合本征谱的衰减特性, 总是正的。偏差部分 δ_k 包含了有限样本造成的影响, 可以是负的。本征谱模型 λ'_k 变为如下:

$$\lambda'_k = v_k^F + \delta_k = f(k) + \delta_k = \alpha / (\alpha k + \beta) + \delta_k \quad (3)$$

其中, $1 \leq k \leq r$; α, β 是常数, α 是衰减控制参数, 本文令 $\alpha=1$ 。最后, 将 λ'_k 降序排列就能得到本征谱的模型。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60372049); 江西省科技计划基金资助项目(GJJ09412)

作者简介: 曾 岳(1972—), 男, 副教授、博士研究生, 主研方向: 模式识别, 智能网络; 冯大政, 教授、博士生导师

收稿日期: 2011-04-27 **E-mail:** zengy@jxvc.jx.cn

3 本征空间正则化

本征谱在子空间算法中具有很重要的作用, 因为特征值经常被用来提取特征和对特征进行尺度化, 但在实际的人脸小样本空间会存在一些问题。其中, 基于欧氏距离的 PCA 算法就是选取前最大的 d 个特征, 这个过程就等价于, 用一个阶跃函数对特征向量进行加权, 这个阶跃函数如下:

$$w_k^p = u_k^d = \begin{cases} 1 & k \leq d \\ 0 & k > d \end{cases} \quad (4)$$

基于马氏距离的 PCA 算法等价于用如下加权函数对特征加权:

$$w_k^M = u_k^d / \sigma_k \quad (5)$$

其中, $\sigma_k = \sqrt{\lambda_k}$ 。

BML^[8]也是用特征值的平方根的逆进行加权。这些利用特征值的逆对特征进行加权的算法, 刚开始性能会随着 d 的增加迅速提高, 但在特征维数 d 达到某一个较小的值之后性能会急剧下降。究其原因: (1)噪声的干扰; (2)小特征值不能很好地估计特征在该维的方差。对于逆本征谱来说, 小的噪声干扰能引进本征谱的很大振动, 越大索引对应的特征的权重越大, 而权重对噪声和训练样本非常敏感, 这样就引起了识别率的下降。

由于噪声对人脸特征空间存在一定的影响, 因此本文提出将特征向量所张成的空间 $\{\phi_k\} (1 \leq k \leq n)$ 分解成 2 个部分: 主成份子空间 $F = \{\phi_k\} (1 \leq k \leq r)$ 和零子空间 $\theta = \{\phi_k\} (r+1 \leq k \leq n)$, 在主成分空间存在含有噪声。 r 表示协方差矩阵的秩, 该秩的大小是随着协方差矩阵的变化而变化的, 协方差矩阵确定, 那么其秩 r 就已知。协方差矩阵的秩 r 、训练样本的人数 p 、总的训练样本数 l 和列向量维数 n 之间的关系如下: 总体离散度矩阵的秩为 $r \leq \min(n, l-1)$, 类内离散矩阵的秩为 $r \leq \min(n, l-p)$, 类间离散矩阵的秩为 $r \leq \min(n, p-1)$ 。

应用线性鉴别分析法提取特征使类内离散度最小和类间离散度最大。首先使类内变化最小, 即对类内离散矩阵 S^w 做白化。 $Y'_{ij} = (\Phi')^T X_{ij}$, $\Phi' = [\phi_1/\sigma_1, \phi_2/\sigma_2, \dots, \phi_r/\sigma_r]$, 该过程称为类内离散矩阵 S^w 的白化, 其过程也等价于一个 n 维的向量 X_{ij} 表示成 $Y_{ij} = \Phi^T X_{ij}$, 然后乘以一个加权函数:

$$w_k = \begin{cases} 1/\sqrt{\lambda_k} & k \leq r \\ 0 & r < k \leq n \end{cases} \quad (6)$$

这样白化后会存在 2 个问题: (1)零空间的权重是 0, 损失了零空间的信息。而零空间包含了重要的鉴别信息, 其权重应该加大; (2)小特征值对噪声和训练样本很敏感, 需要进行正则化。但是小样本导致了方差的快速下降, 需要降低衰减速度弥补噪声和小样本造成的影响。

由于以上原因的存在, 需要对人脸特征空间进行正则化, 以减少噪声和小特征值的影响。在人脸空间 F 里, 虽然含有噪声, 但人脸的主成分信息占主要成份, 用本征谱模型进行规范后 $\lambda'_k = v_k^F = \alpha / (\alpha k + \beta)$; 在零空间里, 利用本征谱正则化后 $\lambda'_k = \alpha / (r+1+\beta)$, $r \leq k \leq n$ 。

4 特征的提取

人脸特征空间正规化后特征的提取步骤如下:

(1)利用本文算法对类内本征谱进行正则化, 将 n 维的训练样本 X_{ij} 转化为 n 维 $Y'_{ij} = (\Phi')^T X_{ij}$, 其中, $\Phi' = [w_1\phi_1, w_2\phi_2, \dots, w_n\phi_n]$, $w_k = (\lambda'_k)^{-1/2}$, $k=1, 2, \dots, n$ 。

(2)计算 Y_{ij} 类间散度矩阵 $S^b = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (\bar{Y}_i - \bar{Y})(\bar{Y}_i - \bar{Y})^T$, 其中,

$$\bar{Y} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \frac{1}{q_i} \sum_{j=1}^{q_i} Y'_{ij}; \quad \bar{Y}_i = \frac{1}{q_i} \sum_{j=1}^{q_i} Y'_{ij}。$$

(3)根据式(1)对 S^b 进行特征值分解, 选取前 d 个最大特征值对应的特征向量 $\Phi_d = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_d]$ 。

(4)提取特征矩阵 $U = \Phi_d^T \Phi_d$ 。

(5)将一人脸向量 X , $X \in IR^n$ 转化成 $A = U^T X$, 这样 n 维的 X 人脸向量转化成了 d 维的 F 人脸特征向量。

(6)按欧氏距离的最近邻分类算法进行分类。

5 实验结果与分析

本文采用 ORL 人脸数据库。该人脸数据库包含了英国剑桥大学从 1992 年-1994 年间在实验室采集到的人脸图像数据, 由 40 人、每人 10 幅、共 400 幅图像组成。每幅图像的分辨率为 112×92 像素, 灰度级 256。其中, 35 人为男性, 5 人为女性。这些图像是在不同时间、不同光照、面部表情和面部遮掩物变化的情况下获得的, 如笑或不笑、眼睛或睁或闭、戴或不戴眼镜; 人脸姿态也有相当程序的变化、深度旋转和平面旋转可达 20° , 人脸的尺度也有多达 10% 的变化。

在每类样本中随机选取 5 幅人脸头像用作训练样本, 剩余的为测试样本, 这样, 测试样本和训练样本的总数分别为 200。

本实验硬件环境为 DUO T5850 CPU, 2 GB 内存, 软件环境为 Matlab 7.0。识别率的定义为某类样本有多少落在该类模型的区域内, 识别率定义如下:

$$\text{识别率} = \frac{\text{正确判定人脸类别的实验次数}}{\text{本次实验的总次数}}$$

实验 1 在训练样本相对不足的情况下, 比较 FLDA、BML、DSL 和 FFE 4 种算法的特征数和正确识别率间的关系。将 FLDA、BML、DSL 和 FFE 4 种算法在相同的训练集和测试集上进行实验。图 1 显示了本次的实验结果。

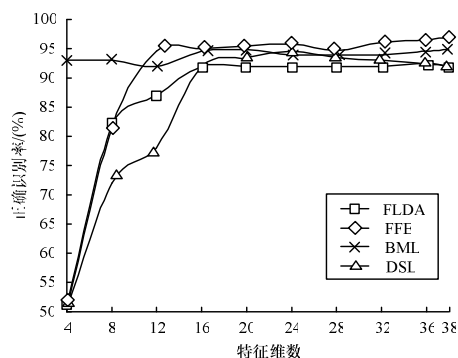


图 1 不同特征维数下人脸识别的正确率比较

从图 1 可以看出, FFE 算法对小样本问题识别率比其他算法高。因为训练样本只有 200 张图像, 它并不能很好反映测试样本的变化, 小的主空间不能很好地捕获到鉴别信息, 这就导致 FLDA 算法的性能很差, 而 DSL 算法提取的是噪声空间和零空间的信息, 它比 FLDA 算法要好, BML 算法是在整个空间进行提取特征, 它要比 DSL 算法好, 本文对零空间和噪声子空间进行正规化, 避免或减轻不稳定、过拟合现象的产生, 有利于提取更多的鉴别信息。

实验 2 在训练样本相对充足的情况下, 比较 FLDA、BML、DSL 和 FFE 4 种算法的特征数和正确识别率间的关系。从 400 张人脸库里随机选 $k=2$ 幅~9 幅图像作测试样本, 剩余图像用作训练样本, 对每个 k 重复实验 10 次, 实验结果如图 2 所示。

(下转第 152 页)