

对称LDA及其在人脸识别中的应用

范燕¹, 郑宇杰², 吴小俊³, 杨静宇⁴

(1. 江苏科技大学电子信息学院, 镇江 212003; 2. 中国电子科技集团第28研究所, 南京 210007;
3. 江南大学信息工程学院, 无锡 214122; 4. 南京理工大学计算机科学与技术系, 南京 210094)

摘要: 线性判别分析是特征抽取中最为经典和广泛使用的方法之一。基于人脸的一种直观自然特性——镜像对称性, 提出一种算法——对称线性判别分析。该算法引入镜像变换, 生成镜像样本, 依据奇偶分解原理, 生成镜像奇、偶对称样本, 并分别提取各奇偶样本的对称鉴别特征。理论分析与实验证明, 该算法合理地利用了镜像样本, 既扩大了样本容量, 又提高了人脸识别率。

关键词: 人脸识别; 镜像对称性; 对称线性判别分析

Symmetrical LDA and Its Application in Face Recognition

FAN Yan¹, ZHENG Yu-jie², WU Xiao-jun³, YANG Jing-yu⁴

(1. School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003; 2. The 28th Research Institute of China Electronics Technology Corporation, Nanjing 210007; 3. School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122;
4. Department of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

【Abstract】 Linear Discriminant Analysis(LDA) is one of the classical and popular methods used for feature extraction. In this paper, a new algorithm called Symmetrical LDA(SLDA) based on frontal facial symmetry is proposed. This algorithm is based on the theory of function decomposition and mirror symmetry. In the algorithm, mirror transform is introduced. Original face samples are decomposed into even symmetrical images and odd symmetrical ones. Even/odd symmetrical discriminant features are extracted from the corresponding samples respectively. Both theoretical analysis and experimental results demonstrate this algorithm not only enlarges the number of training samples, but also remarkably improves the recognition rates.

【Key words】 face recognition; mirror symmetry; Symmetrical Linear Discriminant Analysis(SLDA)

1 概述

人脸识别是目前模式识别研究领域一项极富挑战性的研究课题。基于代数的人脸识别方法^[1-3]是当前人脸识别方法的主流, 并且取得了较好的实验效果。

通过人脸的几何特征, 可以得到较多的有用识别信息, 其中较为明显的是人脸在几何上的镜像对称性。同时人脸识别问题本身是一个高维空间的小样本问题, 利用镜像图像扩大训练样本容量不失为解决这一问题的有效途径^[4-5]。

本文基于正面人脸对称的思想, 在引入镜像样本, 应用镜像对称性的基础上, 结合线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)与奇偶分解定理, 提出了对称线性判别分析(Symmetrical Linear Discriminant Analysis, SLDA)方法。

2 线性判别分析方法

线性判别分析的目的是从高维特征空间中提取出最具有鉴别能力的低维特征。这些鉴别特征可以将同一类别的样本聚集在一起, 而使不同类别的样本尽可能地分开。即选择使得样本类间离散度和样本类内离散度的比值最大的特征。

样本类间散度矩阵定义为

$$S_b = \sum_{i=1}^C P_i (u_i - u)(u_i - u)^T \quad (1)$$

其中, u_i 是第 C_i 类的均值; u 是所有样本的均值; P_i 是先验概率; C 为样本类别数。

样本类内散度矩阵定义为

$$S_w = \sum_{i=1}^C P_i S_i \quad (2)$$

其中, $S_i = E\{(x - u_i)(x - u_i)^T | x \in C_i\}$

因此 Fisher 准则函数定义为

$$J(W_{opt}) = \arg \max_w \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (3)$$

通过线性代数理论, 可知 W_{opt} 是满足如下等式的解:

$$S_b W_i = \lambda_i S_w W_i \quad (4)$$

3 对称线性判别分析

3.1 原理

本方法源于一个简单的函数变换思想: 任何一个函数 $h(t)$ 均可分解成

$$h(t) = h_e(t) + h_o(t) \quad (5)$$

其中,

$$h_e = (h + h_m) / 2 \quad (6)$$

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572034); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2004058); 江苏科技大学电子信息学院青年教师科研立项基金资助项目

作者简介: 范燕(1978—), 女, 讲师, 主研方向: 模式识别, 机器学习, 图像处理; 郑宇杰, 博士; 吴小俊、杨静宇, 教授、博士生导师

收稿日期: 2009-07-25 **E-mail:** ecsi_fy@yahoo.com.cn

$$h_0 = (h - h_m)/2 \quad (7)$$

$$h_m(t) = h(-t) \quad (8)$$

$h_m(t)$ 为原函数 $h(t)$ 的镜像函数。易见, h_0 和 h_e 分别为奇/偶对称函数。通过进一步的分解, h_0 和 h_e 可分别表示为一组奇/偶对称基函数的线性组合。于是, 任何函数均可由一组偶对称基函数和另一组奇对称基函数线性构成。如果奇/偶对称基函数分别取正弦/余弦函数, 则是傅里叶分解过程。将这一思想应用到人脸图像中, 根据奇偶分解原理, 图像 x 可分解为 $x = x_e + x_o$ 。其中, $x_e = (x + x_m)/2$ 为镜像偶对称图像; $x_o = (x - x_m)/2$ 为镜像奇对称图像, x_m 为 x 的镜像图像。设 y_o 和 y_e 分别为所提取的奇/偶对称鉴别特征, 令 $y = [y_e^T, y_o^T]^T$, $W = [W_e, W_o]$, 则有 $y = Wx$, 即 y 可由 y_e, y_o 组合得到。

因此, 可以看到本算法以组合后的投影空间作为特征变换矩阵, 同时提取得到奇/偶对称图像的鉴别特征。相当于在应用傅里叶分解进行频谱分析时, 选择正弦/余弦分量进行分析的过程。

3.2 特征抽取

人脸表现出一定的自然特性, 为识别提供许多有用信息, 其中较为明显的是镜像对称性。同时人脸识别问题是一个在不确定环境下的模式识别任务, 视角、旋转、光照的不均匀等因素都带来了人脸图像的非对称性, 且这一非对称性完全地体现在奇对称分量上, 因而奇对称分量较易受到这些不均因素的影响, 而偶对称分量则相对稳定。而目前在受限环境下的人脸识别问题中(如视角和外界光照变化不太大、无明显曝光、畸变等)人脸的对称性占主要地位, 非对称性则占据相对较弱的地位, 此时人脸的对称性占据了主要地位, 在偶对称分量中包含了更多人脸对称性特性的信息。当然, 不能舍弃奇对称分量, 因为某些非对称成分包含人脸重要的鉴别信息, 识别中应对奇偶对称分量予以综合利用。通过奇偶分解的方法, 人脸图像在不同情况下的特征信息都能完整得到。相应算法的基本流程如下所述:

(1) 引入镜像变换。针对原始样本 x , 生成镜像样本 x_m 。依据奇偶分解原理, 将 x 分解成为镜像奇、偶对称样本 $x_o = (x - x_m)/2$, $x_e = (x + x_m)/2$ 。分别对 x_o, x_e 进行线性鉴别分析, 得到奇偶最优投影矩阵称为 W_o, W_e 。

(2) 将 $W = [W_e, W_o]$ 作为特征变换矩阵, 通过 $y = Wx$, 同时提取奇/偶对称鉴别特征。

(3) 根据所选特征, 进行分类识别。

从以上的算法中可以看出, SLDA 巧妙节省了开销, 减少了复杂度。虽然它在训练集中加入镜像样本, 使样本容量增加一倍。然而, 奇偶分解的应用, 将 1 个样本容量为 $2M$ 的线性鉴别分析问题简化为 2 个样本容量为 $1M$ 的线性鉴别分析问题。本算法由于应用镜像对称, 结合线性鉴别分析与奇偶分解原理, 且各最优投影向量之间具有一定的对称性, 因此称之为对称线性鉴别分析。

4 实验结果

本文采用 ORL 人脸数据库和 FERET 人脸库的部分人脸图像验证该算法。ORL 人脸库由 40 人, 每人 10 幅图像组成。FERET 人脸库由 ARPA 和 ARI 联合建立。本文采用其中的部分人脸图像, 共 200 人, 每人由 7 幅图像构成, 并且对原始 FERET 库的人脸图像做预处理, 只保留相应图像中的人脸部分。

在实验中, 分别采用不同的训练样本个数, 并且把数据库中训练样本之外的人脸集合作为检测样本。采用最近邻分类器进行分类。得到的实验结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 在 ORL 人脸库中不同训练样本下的识别率比较

方法	训练样本数	类别数目	误识数目	识别率/(%)
LDA	4	40	23	90.42
SLDA	4	40	19	92.08
LDA	5	40	16	92.50
SLDA	5	40	10	95.00
LDA	6	40	10	93.75
SLDA	6	40	8	95.00

表 2 在 FERET 人脸库中不同训练样本下的识别率比较

方法	训练样本数	类别数目	误识数目	识别率/(%)
LDA	3	200	501	37.38
SLDA	3	200	492	38.00
LDA	4	200	369	38.50
SLDA	4	200	353	41.17
LDA	5	200	210	47.50
SLDA	5	200	198	50.50

在本文的实验中, 主要比较了人脸数据在 2 种不同的特征抽取方法(LDA 和 SLDA)下, 采用相同的分类器得到的识别性能比较。表 1 和表 2 分别显示了在不同实验条件下的识别率。从识别率上可以看出, 在不同的训练样本下, SLDA 方法的识别率始终大于同等条件下 LDA 方法的识别率。

图 1 显示了在不同的类别数目情况下, SLDA 特征抽取方法和 LDA 特征抽取方法在 ORL 人脸数据库上不同类别下的识别率比较图。由于 SLDA 方法能利用奇偶分量克服视角、旋转等带来的影响, 因此在识别率上优于 LDA 方法得到的特征数据。从图 2 在 FERET 部分人脸数据库上的识别性能比较图上可以看出, 在不同的类别数目下, SLDA 利用奇偶图像得到相应的特征数据, 抑制了光照、视角等带来的影响, 取得了比 LDA 特征提取方法更高的识别率。

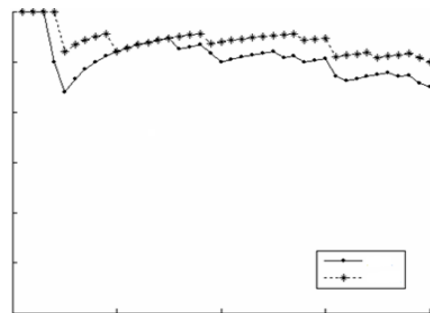


图 1 在 ORL 人脸库上不同类别下的识别率比较

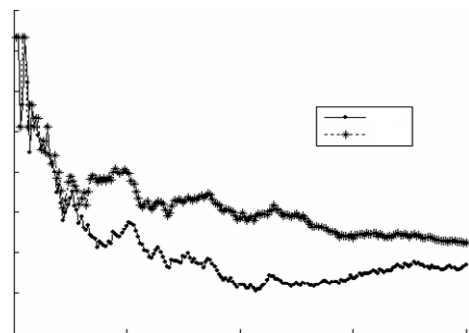


图 2 在 FERET 人脸库上不同类别下的识别率比较

(下转第 205 页)