

PCA-LDA 算法在性别鉴别中的应用

何国辉, 甘俊英

(五邑大学信息学院, 江门 529020)

摘要: 结合主元分析(Principal Components Analysis, PCA)与线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)的特点, 提出用于性别鉴别的 PCA-LDA 算法。该算法通过 PCA 算法求得训练样本的特征子空间, 并在此基础上计算 LDA 算法的特征子空间。将 PCA 算法与 LDA 算法的特征子空间进行融合, 获得 PCA-LDA 算法的融合特征空间。训练样本与测试样本分别朝融合特征空间投影, 从而得到识别特征。利用最近邻准则即可完成性别鉴别。基于 ORL(Olivetti Research Laboratory)人脸数据库的实验结果表明, PCA-LDA 算法比 PCA 算法识别性能好, 在性别鉴别中是一种有效的方法。

关键词: 性别鉴别; PCA-LDA 算法; 融合算法

Application of PCA and LDA on Gender Classification

HE Guohui, GAN Junying

(School of Information, Wuyi University, Jiangmen 529020)

【Abstract】 Combined with the advantages of principal components analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA), PCA-LDA on gender classification is presented. Feature sub-space of training samples is obtained by way of PCA, and feature sub-space from LDA is calculated on the basis of PCA. In the meanwhile, the two feature sub-spaces from PCA and LDA are fused, and the fusion feature space is acquired. After training samples and test samples are respectively projected towards the fusion feature space, recognition features are accordingly gained. Nearest neighbor rule is utilized in gender classification. Experimental results on ORL face database show that PCA-LDA is better than PCA in recognition performance, and is a valid method in gender classification.

【Key words】 Gender classification; PCA-LDA algorithm; Fusion algorithm

1 概述

基于生物特征识别的身份认证在现代生活中无处不在, 如公安部门、安全验证系统、信用卡验证、档案管理、人机交互系统等, 成为当前模式识别与人工智能领域的一个研究热点^[1]。其中, 基于生物特征的两类模式识别问题广泛存在, 如身份认证中的性别鉴别、医学染色体变异与非变异识别以及医学细胞的识别等, 在现实生活中具有广阔应用前景^[2,3]。

图像识别中, 常常用矩阵来表示人脸图像^[2,3]。然而, 高维图像数据对整个识别系统的识别速度是非常不利的, 也不利于实时识别系统的实现。解决这一问题的常用方法是利用降维技术, 使数据从原始图像空间转化为维数大大减小的特征空间, 同时, 又保留原始图像数据的绝大部分信息。应用较多的降维方法主要包括主元分析(Principal Components Analysis, PCA)和线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[4-8]。PCA算法具有较高的正确识别率和识别速度; 同时, 对表情变化和轻微倾斜具有较强的鲁棒性。

然而, PCA算法是一种基于图像灰度的识别方法, 因而存在对光照敏感的缺陷^[4-6]。LDA算法则在处理原始图像数据的同时考虑了原始图像不同类别之间的分类特征, 在此基础上实现了数据从原始图像空间向特

征空间的转化, 改善了光照敏感性。在对光照不均匀的图像识别上, 获得了优于基于灰度方法的识别结果^[6-8]。从文献[7]可知, 当训练样本较小时, PCA算法优于LDA算法, 因为PCA算法避免了LDA算法出现的小样本问题; 且PCA算法对不同的训练样本数据不敏感。

本文结合 PCA 算法与 LDA 算法的特点, 提出了 PCA-LDA 算法, 并将其用于性别鉴别。该算法将 PCA 算法与 LDA 算法形成的特征子空间进行融合, 获得 PCA-LDA 算法的融合特征空间。基于 ORL(Olivetti Research Laboratory)人脸数据库的实验结果表明, PCA-LDA 算法与 PCA 算法相比, 获得了较好的识别结果。

2 PCA-LDA 算法用于性别鉴别

PCA算法与LDA算法目前已有大量文献进行了探讨^[3-8]。本文的PCA-LDA算法是将PCA算法与LDA算法构造的特征子空间进行融合, 获得其融合特征空间; 然后, 将训练样本与测试样本分别朝该融合特征空间投影, 获得识别特征; 最后, 利用最近邻准则完成性别鉴别。下面对该算法进行详细探讨。

设训练样本表示为 $x_i \in R^{m \times n}$, $i = 1, \dots, N$, N 表示训练样本数。在训练过程中, 首先读入训练样本 $x_i, i = 1, \dots, N$, 并计算训练样本的均值 avg , 即

$$avg = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

其中, $avg \in R^{m \times n}$ 。同样, 利用训练样本可计算每类训

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(032356); 北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室开放课题基金资助项目(0505)

作者简介: 何国辉(1962-), 男, 副教授、硕士, 主研方向: 图像处理, 虚拟现实, 多媒体信息系统等; 甘俊英, 教授、博士

收稿日期: 2006-05-12 **E-mail:** jygan@wyu.cn

训练样本的均值。性别鉴别属于两类模式识别问题，划分类别仅为男女两类。因此，男性类别的均值用 $avg_1 \in R^{m \times n}$ 表示，女性类别的均值用 $avg_2 \in R^{m \times n}$ 表示。

接着，对训练样本规范化，即

$$xx_i = x_i - avg, i = 1, \dots, N \quad (2)$$

同时，把规范化后的训练样本 $xx_i (i = 1, \dots, N)$ 转变为列向量，使得每一列向量表示一个训练样本，从而获得训练样本矩阵 X 。此时， $X \in R^{m \times n}$ 。根据获得的训练样本矩阵 X ，协方差矩阵 Q 的计算则为

$$Q = XX^T \quad (3)$$

其中， $Q \in R^{m \times m}$ 。

然后，计算协方差矩阵 Q 的特征值与特征向量，并取其较大 l 个特征值对应的特征向量，组成 PCA 算法的特征子空间 $W_1 \in R^{m \times l}$ 。根据

$$Y = W_1^T X \quad (4)$$

即可把训练样本矩阵 X 投影到特征子空间 W_1 中。其中， Y 称为训练样本矩阵 X 的 PCA 降维特征，即识别特征，且 $Y \in R^{l \times n}$ 。显然， $m \times n$ 维的训练样本图像经过 PCA 算法获得了 $l \times 1$ 维的降维特征。数据量得到了大大压缩。

通过 PCA 算法的特征子空间的投影，每一幅人脸图像就对应于该特征子空间中的一个点。同样，特征子空间中的任一点也对应于一幅图像。特征子空间中的点重构后的图像很像“人脸”，所以被称为“特征脸”。有了“特征脸”组成的降维子空间，任何一幅人脸图像都可以向其做投影并获得 PCA 降维特征，该特征表征了图像在特征子空间中的位置。因此，在 PCA 算法中，原来的人脸图像识别问题就转化为依据特征子空间中的训练样本点进行分类的问题。

在样本数小于样本维数时，直接运用 LDA 算法会出现小样本问题，即 S_w 奇异。此时，无法求解矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的特征向量。其中， S_w 为类内散布矩阵， S_b 为类间散布矩阵。依据 PCA 算法的特征子空间 W_1 ，本文中 S_w 与 S_b 分别定义为

$$S_w = W_1^T X_w X_w^T W_1 \quad (5)$$

$$S_b = W_1^T X_b X_b^T W_1 \quad (6)$$

如果训练样本 x_i 的类别为男性，则 $xxx_i = x_i - avg_1$ ；如果为女性，则 $xxx_i = x_i - avg_2$ 。这样，将得到的矩阵 $xxx_i \in R^{m \times n} (i = 1, \dots, N)$ 转换成列向量，并依据训练样本矩阵 X 的构造次序，可获得对应的矩阵 $X_w \in R^{m \times N}$ 。同理，如果训练样本 x_i 的类别为男性，则 $xxxx_i = avg_1 - avg$ ；如果为女性，则 $xxxx_i = avg_2 - avg$ 。将得到的矩阵 $xxxx_i \in R^{m \times n} (i = 1, \dots, N)$ 转换成列向量，并依据训练样本矩阵 X 的构造次序，可获得对应的矩阵 $X_b \in R^{m \times N}$ 。因此， $S_w \in R^{l \times l}$ ， $S_b \in R^{l \times l}$ 。

接着，求解矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的特征值问题。这里，选择矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的 p 个较大特征值对应的特征向量构造 LDA 算法的特征子空间 $W_2 \in R^{l \times p}$ 。将 PCA 算法与 LDA 算法的特征子空间 W_1 与 W_2 进行融合，即

$$W_s = W_1 W_2 \quad (7)$$

可获得 PCA-LDA 算法的融合特征空间 W_s 。其中， $W_s \in R^{m \times p}$ ，其行表示训练样本维数，列表示 LDA 算法降维后的特征向量个数。

在训练过程中，将训练样本矩阵 X 投影到融合特征空间

W_s 中，使每一列向量代表一个训练样本的特征，即

$$Y_1 = W_s^T X \quad (8)$$

其中， Y_1 称为 PCA-LDA 算法的识别特征，且 $Y_1 \in R^{p \times N}$ 。显然， $m \times n$ 维的训练样本图像经过 PCA-LDA 算法，获得了 $p \times 1$ 维的降维特征，数据量得到了大大压缩。

在测试过程中，设测试样本表示为 $x_T \in R^{m \times n}$ ，首先对其进行规范化，即

$$x_T = x_T - avg \quad (9)$$

再将其转换成列向量，用矩阵 $X_T \in R^{m \times 1}$ 表示。为了与 PCA 算法进行比较，将测试样本图像分别投影到 PCA 算法的特征子空间与 PCA-LDA 算法的融合特征空间中，即

$$Y_T = W_1^T X_T \quad (10)$$

$$Y_{T1} = W_s^T X_T \quad (11)$$

其中， Y_T 表示测试样本 $x_T \in R^{m \times n}$ 用 PCA 算法获得的识别特征，且 $Y_T \in R^{l \times 1}$ ； Y_{T1} 表示测试样本 $x_T \in R^{m \times n}$ 用 PCA-LDA 算法获得的识别特征，且 $Y_{T1} \in R^{p \times 1}$ 。

最后，将测试样本的识别特征与训练样本的识别特征一一进行比较，即 PCA 算法中的 Y_T 与 Y 、PCA-LDA 算法中的 Y_{T1} 与 Y_1 ，并计算测试样本的识别特征至所有训练样本识别特征之间的距离 d ，依据最近邻准则即可将测试样本判为最小距离 d 的训练样本所属的类别。

3 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 到 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 ，灰度级为 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度的变化，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。ORL 人脸数据库部分图像如图 1 所示。



图 1 ORL 人脸数据库中的 5 幅图像

3.1 实验结果

实验过程中，首先选择 5 男 5 女共 10 人的样本图像数据。训练样本与测试样本均取自该样本图像数据，同时，训练样本的选取是随机的。此时，PCA-LDA 算法与 PCA 算法的特征空间维数与正确识别率的关系如图 2 所示。图 3 表示 PCA-LDA 算法与 PCA 算法的训练样本数与正确识别率的关系，其中，PCA 算法的特征子空间 $l = 30$ ，PCA-LDA 算法的融合特征空间 $p = 30$ 。

其次，选择 25 男 5 女共 30 人的样本图像数据。实验时，探讨了两种情况。第 1，训练样本与测试样本均取自该样本图像数据，PCA 算法的特征子空间 $l = 30$ ，PCA-LDA 算法的融合特征空间 $p = 30$ 。此时，训练样本数与正确识别率的关系如图 4 所示。第 2，训练样本取自该样本图像数据，而男性测试样本取自 ORL 人脸数据库中剩余的样本图像。样本

选取是随机的, PCA 算法的特征子空间 $l = 30$, PCA-LDA 算法的融合特征空间 $p = 30$ 。此时, 训练样本数与正确识别率的关系如图 5 所示。

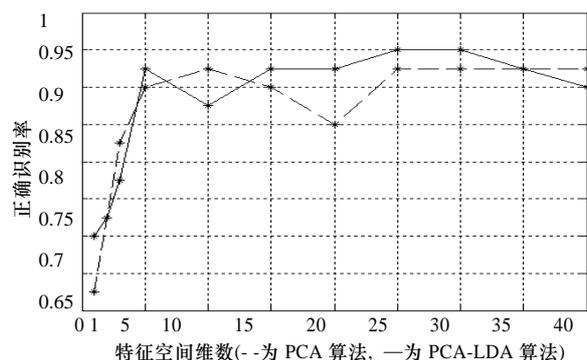


图 2 特征空间维数与正确识别率的关系

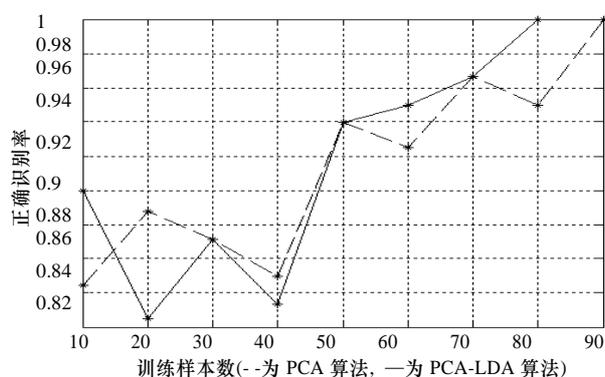


图 3 训练样本数与正确识别率的关系

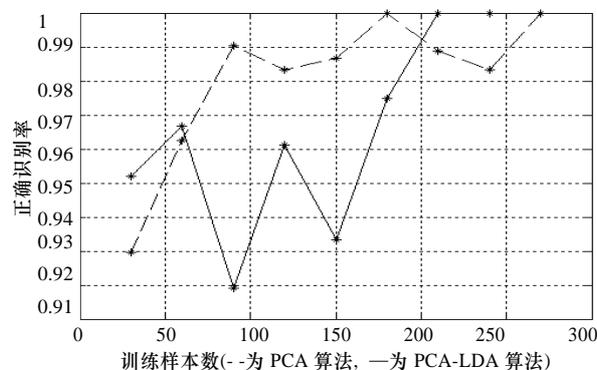


图 4 训练样本数与正确识别率的关系

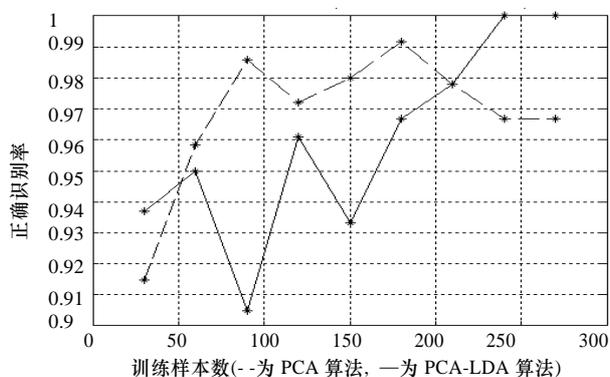


图 5 训练样本数与正确识别率的关系

3.2 结果分析

从图 2 可知, PCA-LDA 算法随着融合特征空间维数的增

加, 正确识别率也相应提高。在选取较少的融合特征空间维数时, 正确识别率的变化比较明显。融合特征空间维数从 1 增至 5 时, 正确识别率提高了约 25%; 随着维数的继续增加, 正确识别率也随之提高并趋于平稳。当融合特征空间维数为 25 时, 正确识别率趋于平稳。但并不是融合特征空间的维数越多越好。PCA-LDA 算法的正确识别率存在一个极值点 95%, 而 PCA 算法正确识别率的极值点为 92.5%。即使特征空间维数增加, 正确识别率也不会超过该极值点, 相反有下降趋势。这表明并不是所有的特征向量都代表了有效的投影方向, 有的特征向量恰好是与人脸特征无关的噪声、背景等无效的投影方向。如果利用这些特征向量来构成特征空间, 势必导致正确识别率的下降。

在图 3~图 5 中, 为了便于对比, PCA 算法的特征子空间 $l = 30$, PCA-LDA 算法的融合特征空间 $p = 30$ 。从图 3 可知, 当训练样本数为 10 时, PCA-LDA 算法的正确识别率为 90%, PCA 算法的正确识别率还不到 85%。随着训练样本数的增加, PCA-LDA 算法的正确识别率有所下降, 而 PCA 算法的正确识别率呈上升趋势。直到训练样本数增加到 50, PCA-LDA 算法的正确识别率才再度高于 PCA 算法的正确识别率, 并且当训练样本数为 80 时, 也即每人 8 幅图像训练, 2 幅图像测试时, PCA-LDA 算法的正确识别率达到 100%, 表明用于训练样本数越多, 训练也就越充分, PCA-LDA 算法的正确识别率就越高。

从图 4 和图 5 可看出, 它们与图 3 中的曲线走势类似。开始时, PCA-LDA 算法的正确识别率高于 PCA 算法的正确识别率, 接着下降, 然后在一定训练样本数后就高于 PCA 算法的正确识别率, 并且当训练样本图像为 8 幅、测试样本图像为 2 幅时, PCA-LDA 算法取得 100% 的正确识别率。由图 4 与图 5 还可知, PCA-LDA 算法对参与或未参与训练的样本类别均具有较好的鲁棒性, 能获得较好的正确识别率; 而 PCA 算法仅对参与训练的样本类别识别性能较好, 对未参与训练的样本类别识别性能较差。

综上所述, PCA-LDA 算法的融合特征空间的不同选择, 以及不同的训练样本数均影响性别鉴别的正确识别率。同时, PCA-LDA 算法比 PCA 算法识别性能好, 对样本数据具有较好的鲁棒性。

4 结论

本文结合 PCA 算法与 LDA 算法的特点, 提出了用于性别鉴别的 PCA-LDA 算法。该算法将原始图像投影到 PCA-LDA 算法构造的融合特征空间中, 去掉了图像大量的冗余信息, 同时, 保留了图像的有用信息。该算法既实现了 PCA 算法的特征压缩, 又解决了 LDA 算法出现的小样本集问题, 为性别鉴别提供了一种新途径。如何有效地实现 PCA 算法与 LDA 算法特征子空间的融合、如何有效地选择融合特征空间的维数, 是 PCA-LDA 算法有待深入探讨的问题。

参考文献

- 1 张有为, 甘俊英. 人机自然交互[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- 2 何国辉, 甘俊英. 核函数 Fisher 鉴别在性别鉴别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(15): 209-211.

(下转第 213 页)